

نماذج إحصائية خطية تطبيقية

الانحدار ، تحليل تباين وتصاميم تجريبية

الجزء الأول (الانحدار)

تأليف

جون نتر

ويليام وازرمان

ميخائيل كتر

ترجمة

أ.د. أنيس إسماعيل كنزو أ.د. عبد الحميد بن عبد الله الزيد
د. إبراهيم بن عبد العزيز الواصل د. الحسيني عبد البر راضي

النشر العلمي و الهدايع
جامعة الملك سعود



اهداءات ٢٠٠٤

لمستشار الثقافي السعودي
محمد عبدالعزيز العقيل



نماذج إحصائية خطية تطبيقية

انحدار، تحليل تباين وتصاميم تجريبية

الجزء الأول (الانحدار)

تأليف

ميخائيل كنتر

جامعة ليموري

ويليام وازرمان

جامعة سيراكاس

جون نتر

جامعة جورجيا

ترجمة

أ.د. عبد الحميد بن عبد الله الزيد

أ.د. أنيس اسماعيل كنجو

د. الحسيني عبدالبر راضي

د. ابراهيم بن عبدالعزيز الواصل

قسم الإحصاء وبحوث العمليات - كلية العلوم - جامعة الملك سعود

النشر العلمي والمطابع - جامعة الملك سعود

ص.ب. ٦٨٩٥٣ - الرياض ١١٥٣٧ - المملكة العربية السعودية



ح) جامعة الملك سعود، ١٤٢١هـ (٢٠٠٠م)

هذه ترجمة عربية مصرح بها لكتاب:

Applied Linear Statistical Models: Regression, Analysis of Variance and Experimental Designs (Third Edition)

By: John Neter, William Wasserman & Michael Kutner

© 1990, Richard D. Irwin, Inc.

فهرسة مكتبة الملك فهد الوطنية أثناء النشر

لن، جون

نماذج إحصائية خطية تطبيقية: التحدار، تحليل تباين وتصاميم تجريبية: الجزء الأول (الالتحدار)/جون

لن، ويليام وازرمان وميخائيل كتنر؛ ترجمة أنيس اسماعيل كنجو [وآخرون] - الرياض

٧٥٥ص: ١٧سم × ٢٥سم

ردمك ٩٩٦٠-٣٧-١٣٧-٩ (مجموعة)

٩٩٦٠-٠٥-٩٤٢-١ (ج١)

(الجزء الأول: الالتحدار)

١-الجبر الخطي ٢-المعادلات الخطية ٣-الاحصاء الرياضي

أ-وازرمان، وليام (م. مشارك) ب-كتنر، ميخائيل (م. مشارك) ج-كنجو، أنيس اسماعيل (مترجم)

د-العنوان

ديوي ٥١٢.٥ ٢١/١٠٦٥

رقم الإيداع: ٢١/١٠٦٥

حكمت هذا الكتاب لجنة متخصصة شكلها المجلس العلمي بالجامعة، وقد وافق المجلس العلمي على نشره في اجتماعه الثالث عشر للعام الدراسي ١٤١٦/١٤١٧هـ الموافق بتاريخ ١٤١٦/٨/٩هـ الموافق ١٩٩٥/١٢/٣١م.

جامعة الملك سعود ١٤٢١هـ

مقدمة المترجمين

الحمد لله وحده والصلاة والسلام على من لا نبي بعده سيدنا محمد بن عبد الله الهادي الأمين والمرسل بلسان عربي مبين، وبعد فقد وقع اختيارنا على كتاب نماذج إحصائية خطية تطبيقية لأسباب عدة نوجزها فيما يلي:

١ - يتطرق الكتاب لتشكيلة واسعة من التطبيقات الإحصائية تتناول بصورة شاملة تقريرا تحليل الانحدار وأهم ما يحتاجه الباحث والدارس من تطبيقات تحليل التباين وتصميم التجارب، ويعرج في هذه الرحلة الطويلة في دنيا الطرائقية الإحصائية على بعض من تطبيقات السلاسل الزمنية والإحصاء اللامعلمي.

٢ - يتميز الكتاب بعرض واضح وميسر لأساسيات الطرق الإحصائية، وللمفاهيم الرئيسية التي تشكل خلفيتها النظرية، مما يرفع بشكل ملحوظ من قدرة الدار على التطبيق السليم، وتجنب الشطط والاستخدام المضلل للإحصاء، ويعينه على فهم النتائج التي يحصل عليها، وتفسيرها تفسيراً صحيحاً، وعرضها بدقة وإحكام، وكان ذلك لمرّة تعاون ثلاثة مؤلفين ممن برعوا في مجال الإحصاء التطبيقي بالإضافة إلى خبرة عدد وافر من المراجعين، وحصيلة سنوات طويلة من الخبرة الميدانية الواسعة.

٣ - يتميز الكتاب بتشكيلة فريدة من المسائل الميدانية المأخوذة، من تطبيقات واقعية في مجالات شتى، شملت العلوم الاجتماعية والأحيائية وعلوم الإدارة والاقتصاد والصناعة وغيرها، وهو بما يحتويه من الأمثلة والمسائل والتمارين والمشاريع والبيانات الإحصائية الواقعية، يشكل من حيث الكم والكيف مرجعاً لا غنى عنه لقاعدة واسعة من الباحثين والدارسين والمستفيدين.

٤ - وإلى جانب شمولية العرض يتميز الكتاب بمحدثات العرض، وإذا خرجت آخر طبعة للكتاب، وهي الطبعة الثالثة، في التسعينات فقد احتوت عددا من التقنيات الحديثة التي ظهرت للمرة الأولى في السبعينات والثمانينات، لاسيما في مجال التشخيص لعلّة أو علل.

الإحصائي المستخدم لتحليل البيانات، وآفاق الاستفادة منه في مجالات التقدير أو التنبؤ أو السيطرة. وكان لا بد للكتاب، وقد ارتدى ثوب الحداثة هذا، أن يعتمد بقوة على استخدام الحاسب الآلي، ويتجنب الغوص في صيغ الحسابات اليدوية التقليدية التي تستهلك جزءاً غير قليل من الكتب الطرائقية التقليدية.

• - نجح الكتاب في عرض ثلاثة مواضيع متفرقة هي تحليل الانحدار، وتحليل التباين، وتحليل التجارب المصممة، في إطار موحد هو إطار النماذج الخطية التطبيقية، مما يسمح إضافة إلى الفوائد النظرية، بالاستفادة من أفضل ما تضمنته الحزم الإحصائية الحديثة، ويمكن من الاستخدام الأمثل للحاسوب في التحليل الإحصائي.

ونظراً لوفرة المواد التي يقدمها الكتاب فقد تقرر بعد موافقة الناشر إصدار الترجمة في جزئين، يتضمن الجزء الأول الفصول الثلاثة عشر الأولى وهي تشمل تحليل الانحدار، ويتضمن الجزء الثاني الفصول الستة عشر الباقية وهي في تحليل التباين وتصميم التجارب وتحليلها، وكانت مساهمات المترجمين أحد عشر فصلاً للدكتور أنيس كنجو وستة فصول لكل من الدكتور عبد الحميد الزيد والدكتور إبراهيم الواصل والدكتور الحسيني راضي، كما قام الدكتور أنيس كنجو بمهمة المراجعة العلمية واللغوية للكتاب مما أضفى على أسلوب العرض وحدة لا تحفى، وأدى إلى انسجام العبارة عبر الكتاب بأكمله.

وكانت مسألة المصطلح العلمي تحدياً نرجو أن نكون قد وُفّقنا في مواجهته، خاصة وأن العديد من المصطلحات يظهر في العربية، في حدود معلوماتنا، للمرة الأولى، وبالطبع نرحب بأية مقترحات يتفضل بها الزملاء والقراء سواء تناولت مصطلحاً أو تعبيراً.

وكما أشارت مقدمة المؤلفين فقد صُممت الطبعة الثالثة بحيث تغطي مقررات من مستوى المرحلة الجامعية الأولى ومن مستوى الدراسات العليا. فضلاً عن استخدامه كمرجع لباحثين في ميادين الإدارة والاقتصاد والعلوم الاجتماعية والصحية والأحيائية. وأملنا كبير في أن يسدّ هذا الكتاب بجزأيه ثغرة في المكتبة الإحصائية العربية، وما أحوجنا إلى سد الثغرات في المكتبة العلمية العربية بجميع فروعها وأجنحتها وليس في الإحصائية منها فقط. فالعربية لغتنا

الجميلة هي كما يصفها المرحوم الأستاذ الدكتور "محمد المبارك" : "غنية من حيث الأبنية والصيغ غنى لا تضارعها فيه لغة أخرى من اللغات الراقية التي تفي بحاجات الإنسان في مثل هذا العصر الذي نحن فيه، وتدل مفردات اللغة العربية دلالة قاطعة على أن العرب صنفوا الوجود تصنيفا شاملا دقيقا منطقيا يدعو إلى الدهشة والتعجب وبدل على مستوى فكري قلما وصلت إليه الأمم في مثل ذلك الطّور البكر من تاريخ حياتها".

إن المتأمل من الأساتذة والمفكرين العرب في مردود التعليم الجامعي في بلادنا العربية ترتد إليه تأملاته يوافر من الحسرة والألم وشعور قد يصل حد الإحباط. وهو فوق هذا وكرجل استوعب واقع العصر واستشعر آفاق التقدم الحضاري ووترته ينظر إلى قومه بين الأقوام التي انتظمها ركب الحضارة المعاصر فيفتقدهم، ويجيل الطرف من حوله يستشف ساعة الفجر فيجدها، ضمن واقعنا العلمي السائد، بعيدة المثال. لا بل يجد الهوة الكبيرة بينه وبين نظيره في العالم المتقدم علميا تزداد اتساعا وعمقا كل يوم وكل ساعة.

إن بناء المكتبة العلمية العربية واجب على كل مستطيع، فما الذي يمنعنا عن إغناء العربية لتصبح لغة علم تذخر بالمصطلح من كل صنف، وتتميز مكتباتها بلحسب من المراجع العلمية المعدة بلغة الضاد؟ ثم كيف يمكن لنا تلمّس الطريق إلى هذا الهدف إذا بقي التعليم الجامعي بلغة أجنبية؟ هل نكتب ونترجم لنوضع جهودنا على الرفوف، أم ليتخذها جمهور الطلبة سبيلا ميسرا إلى المعرفة؟ إن ثوب العيرة الذي نرتديه لا يوهلنا لأكثر من أدوار التمثيل، فالملكات المبدعة تنمو في حضن العربية، ولا يمكن لها أن تزدهر إلا في حماها، ولن ننطلق في بناء مستقبلنا الحضاري ونأمل في استعادة موقع حضاري يليق بترأس المرموق إلا عندما تيسر المعرفة لكل عربي بلغته الأم.

ولما كانت الأعمال بالنيات، وكان لكل امرئ ما نوى، وكانت نوايانا، فيما اخترناه وفيما بذلناه من جهود، خدمة لغة القرآن المجيد وتقديم زاد علمي مفيد، لكل قارئ بالعربية، فالله سبحانه وتعالى نسأل أن يتقبل منا هذه الترجمة عملا صالحا، فهو من وراء القصد، وهو الهادي إلى سواء السبيل.

المرحومون

مقدمة المؤلفين

تُستخدم النماذج الإحصائية الخطية الخاصة بالانحدار، تحليل التباين، والتصاميم التجريبية، اليوم استخداما واسعا في إدارة الأعمال، الاقتصاد، والعلوم الاجتماعية، الصحة والأحيائية. وتحتاج التطبيقات الناجحة لهذه النماذج إلى فهم سليم لكل من الخلفية النظرية والمسائل العملية التي تواجهها عند استخدام النماذج في حالات من واقع الحياة. وبينما تشكل الطبعة الثالثة من نماذج إحصائية خطية تطبيقية، في الأساس، كتابا تطبيقيا، إلا أنها تهدف إلى خلط النظري والتطبيقات بصورة فعّالة، متجنبين الشطط سواء في تقديم النظري بصورة منعزلة أو في طرح عناصر من التطبيقات دون الحاجة إلى فهم أسسها النظرية.

وتختلف الطبعة الثالثة عن الطبعة الثانية في عدد من النواحي المهمة.

١- أضفنا فصلا جديدا في تصاميم القياسات المكررة نظرا لأهميتها الكبرى في العلوم السلوكية وعلوم الحياة. وبالنسبة للقارئ، يشكل الفصل الثامن والعشرون المضاف مدخلا إلى تصاميم القياسات المكررة مع المتابعة في تصاميم القياسات المكررة ذات العامل الواحد، وفي التصاميم ذات العاملين مع قياسات مكررة لأحد العاملين أو لهما معا، وفي تصاميم الوحدة المنقسمة.

وبالإضافة إلى ذلك فإن الفصل الثاني عشر حول بناء نموذج انحدار قد أعيدت صياغته إلى حد كبير واتسع كثيرا. ونظور، في هذا الفصل، بالتفصيل عملية بناء نموذج بحيث يستوعب العديد من عناصر هذه العملية، التي نوقشت في فصول سابقة. وتعرض أيضا لمعالجة موسّعة جدا للتحقق من نماذج الانحدار.

٢- توسعنا كثيرا في مناقشة تشخيصات تحليل الانحدار وتحليل التباين وذلك عبر الكتاب بأكمله. ففي ميدان تحليل الانحدار نتابع الآن، من بين التدابير التشخيصية المدروسة، تدابير PRESS، DFFITS، DFBETAS، كما أضفنا أيضا رسومات الانحدار الجزئي، كما ندرس تحويل بوكس - كوكس كتدبير علاجي.

وقد ازدادنا أيضا من التأكيد على التشخيصات في تحليل التباين وتصميم التجارب، إذ نقدم عددا أكبر بكثير من الرسوم التوضيحية، كما أضفنا مناقشة رسوم احتمال طبيعي للتأثيرات الرئيسة المقدرة للعوامل.

٣- وقد توسعنا في عدد من المواضيع وأعدنا تنظيمها. ففي ميدان تحليل الانحدار وحُدث الآن مناقشة المربعات الدنيا المرجحة ودُرست في سياق الانحدار المتعدد. وقد أعيد تنظيم مناقشة نماذج الانحدار المعيارية، كما دُعم عرض كل من مجاميع المربعات الإضافية والخطية المتعددة من خلال إعادة تنظيم شاملة لها، كما توسعنا في الفصل الثالث عشر وهو فصل الارتباط الذاتي بأن درسنا طريقة هيلدرت - لو (Hildreth - Lu) في تقدير معلمة الارتباط الذاتي، وأضفنا فقرة تتعلق بفترات تنبؤ عند التنبؤ بمشاهدة جديدة. وأضفنا أيضا مناقشة موجزة لطرقية سطح الاستجابة في الفصل التاسع المتعلق بانحدار كثير الحدود.

وفي ميدان تحليل التباين والتصاميم التجريبية، توسّعنا كثيرا في شرح نماذج التحاين، خاصة ما يتعلق منها بنماذج التأثيرات العشوائية المختلطة لتصاميم القطاع العشوائي، التصاميم الحاضنة، تصاميم القياسات المكررة، وتصاميم المربع اللاتيني. وعلى وجه الخصوص أكدنا على التقابل بين نموذج تحاين والبنية الارتباطية للملاحظات. وبالإضافة إلى ذلك، فقد عززنا مناقشة مفهوم القوة وتخطيط حجوم العينات من منظور العلاقات الوثيقة بين هذين الموضوعين.

وقد اتسعت أيضا مناقشة التحاين متعدد العوامل وذلك عندما لا تكون متوسطات المعالجات متساوية الأهمية.

٤- وقد عززنا، عبر الكتاب، التكامل بين التصاميم التجريبية ودراسات الملاحظة، مبتدئين بمناقشة الحصول على بيانات لتحليل الانحدار في الفصل الثاني.

٥- وقمنا، عبر الكتاب، بتفقيح شامل في العرض مستندين إلى الخبرة الميدانية ضمن الفصل الدراسي، وذلك بغية المزيد من الوضوح فيما نقدمه.

وقد نُشرت الفصول الثلاثة عشر الأولى من الطبعة الثالثة لـ "نماذج إحصائية خطية تطبيقية" في كتاب منفصل تحت عنوان "نماذج الانحدار خطية تطبيقية"، طبعة ثانية، ويتضمن الكتاب الأخير هذا ثلاثة فصول إضافية هي تحليل الارتباط (الفصل ١٤)، الانحدار غير الخطي (الفصل ١٥) وتقنيات الانحدار عندما يكون المتغير المستقل ثنائيا (الفصل ١٦).

وإحدى الميزات الرئيسة للطبعة الثالثة من نماذج إحصائية خطية تطبيقية هو الأسلوب الموحد لتطبيق نماذج إحصائية خطية في الانحدار، وفي تحليل التباين، وفي التصميم التجريبية. وبدلا من معالجة هذه الميادين بصورة منعزلة فإننا نسعى إلى تبيان العلاقات الضمنية بينها واستخدام رموز مشتركة في الانحدار، من جهة، وفي تحليل التباين والتصميم التجريبية من جهة أخرى، يسهل النظرة الموحدة لها جميعا. وقد نُقلت فكرة النموذج الإحصائي الخطي العام، والتي تبرز بصورة طبيعية في سياق نماذج الانحدار، إلى نماذج تحليل التباين ونماذج التصميم التجريبية، كي تُظهر علاقتها بنماذج الانحدار. ولهذا الأسلوب الموحد أيضا ميزة البساطة في العرض.

ولم يشتمل هذا الكتاب فقط على المواضيع الأكثر تقليدية في الانحدار وتحليل التباين والتصميم التجريبية الأساسية، ولكنه تطرق أيضا لمواضيع، كثيرا ما استُخفّت مع أنها مهمة في الممارسة العملية. وهكذا فقد كرسنا فصلا بكامله (الفصل العاشر) لمتغيرات مؤشرة مستقلة. وينبغي فصل آخر (الفصل ١٢) إلى عملية بناء نموذج انحدار، بما في ذلك طرق اختيار بمساعدة الحاسوب لتحديد مجموعات جزئية "جيدة" من المتغيرات المستقلة وتحليلها تحليلًا شاملا قبل القيام بالاختيار النهائي لنموذج الانحدار، ومن ثمّ التحقق من صحة نموذج الانحدار المختار. واستخدام تحليل الراسب وتشخيصات أخرى لفحص مصداقية نموذج انحدار هو إيقاع متواتر عبر هذا الكتاب. وكذلك الأمر بالنسبة لاستخدام تدابير علاجية يمكن أن تكون مفيدة عندما لا يكون النموذج مناسبًا. ونؤكد، في تحليل نتائج دراسة، على استخدام طرق التقدير أكثر من اختبارات المعنوية، لأن التقدير، في الغالب، أكثر مغزى في الممارسة العملية وبما أنه من النادر أن تُعنى المسائل التطبيقية بتقدير بمفرده فقد أكدنا أيضا على استخدام طرق التقدير المتزامن.

وقد قُدمت الأفكار النظرية إلى الدرجة التي نحتاجها من أجل فهم رشيد عند القيام بتطبيقات سليمة. وأعطيت البراهين في ظروف نشر معها أنها تُخدم في إيضاح طريقة عمل. وجرى التأكيد على فهم شامل للنماذج، وعلى وجه الخصوص فهم معنى معالم النموذج. ذلك لأن مثل هذا الفهم أمر أساسي لسلامة التطبيقات. ويتضمن الكتاب تشكيلة واسعة من الأمثلة الواقعية وذلك لتوضيح استخدام المبادئ النظرية، ولتبيان التنوع العظيم لتطبيقات النماذج الإحصائية الخطية، ولإظهار كيفية القيام التحاليل في المسائل المختلفة. ونستخدم فقرات تحت عنوان "ملاحظات" أو "تعليقات" في كل صل لتقديم مناقشة إضافية ومسائل تتصل بالجرى الرئيس لتطور النقاش، وبهذه الطريقة يبقى تقديم الأفكار الأساسية في الفصل تقدماً يتلانى التفاصيل والمنعطفات التي قد تصرف القارئ عن الفكرة الأساسية.

وكثيراً ما تتطلب تطبيقات النماذج الإحصائية الخطية حسابات مستفيضة. وننتقل من موقع أن الحاسوب متوفر في معظم العمل التطبيقي، فضلاً عن ذلك ففي متناول كل مستخدم للحاسوب أنواع مختلفة من الحزم البرمجية الخاصة بتحليل الانحدار وتحليل التباين. وبالتالي فإننا نشرح الخطوات الرياضية الأساسية في توفيق نموذج إحصائي خطي دون الإسهاب في التفاصيل الحسابية. ويسمح لنا هذا الأسلوب بتجنب العديد من الصيغ المعقدة، ونستطيع معه التركيز على المبادئ الأساسية. ونستخدم في هذا الكتاب المدرسي قدرات الحاسوب على إنجاز الحسابات استخداماً واسعاً، ونوضح تشكيلة من مخرجات الحاسوب شارحين كيفية استخدامها في التحليل.

وفي نهاية كل فصل (باستثناء الفصل الأول) نقدم مختارات من المسائل. ويمكن للقارئ هنا أن يعزز فهمه للطرائق ويستخدم المفاهيم التي تعلمها في تحليل البيانات. وقد حرصنا على تقديم مسائل تحليل بيانات تمثل تطبيقات أصيلة. وأفضل طريقة للقيام بالحسابات في معظم المسائل هي استخدام حاسب يدوي أو حاسب آلي (حاسوب).

ونفترض أن قارئ الطبعة الثالثة من نماذج إحصائية خطية تطبيقية قد اجتاز مقرراً، يشكّل مدخلاً إلى الاستقراء الاحصائي، ويغطي المادة التي أوجزناها في الفصل الأول.

وحساب التفاضل والتكامل غير مطلوب لقراءة نماذج إحصائية خطية تطبيقية ونستخدم أحيانا حساب التفاضل والتكامل لتبيان كيفية الحصول على بعض النتائج المهمة، إلا أن هذه الإثباتات مقصورة على التعليقات أو الملاحظات الإضافية ويمكن حذفها دون أية خسارة في استمرارية دراسة الكتاب. وسيجد القراء ذوو المعرفة بحساب التفاضل والتكامل هذه التعليقات والملاحظات في تسلسلها الطبيعي بحيث يحصلون على فوائد المعالجات الرياضية في سياقها المباشر وفي النماذج الخطية بصورة عامة، وفي الانحدار المتعدد على وجه الخصوص، نحتاج الى بعض العناصر الأساسية من جبر المصفوفات ويقدم الفصل السادس هذه العناصر من جبر المصفوفات في سياق الانحدار البسيط تسهيلات لتعلمها.

والطبعة الثالثة من نماذج إحصائية خطية تطبيقية مصممة لاستخدامها في مقررات في النماذج الإحصائية الخطية من مستوى المرحلة الجامعية الأولى ومن مستوى الدراسات العليا، وكمقررات ثانية في الاحصاء التطبيقي. ويعتمد مدى استخدام المادة المقدمة في هذا الكتاب المدرسي في مقرر معين على مقدار الوقت المتوفر وعلى أهداف المقرر. وبعض من المقررات الممكنة تشمل:

١- مقرر لفصلين دراسيين، كل منهما نصف سنوي، أو لفصلين دراسيين كل منهما ثلث سنوي، في الانحدار، تحليل التباين والتصاميم التجريبية الأساسية يمكن أن يبنى على الفصول التالية:

الانحدار: ٢، ٣، ٤، ٥ (الفقرات من (١-٥) إلى (٣-٥))، ٦، ٧، ٨، ١٠
(الفقرات من (١-١٠) إلى (٤-١٠))، ١١ (الفقرات من (١-١١) إلى (٦-١١))، ١٢.

تحليل التباين: ١٤، ١٥، ١٦، ١٨، ١٩، ٢٠.

تصاميم تجريبية: ٢٤، ٢٥، ٢٦، ٢٩.

٢- يمكن أن يبنى مقرر، لفصل ثلثي (Quarter) أو لفصل نصف (Term)، في تحليل الانحدار على الفصول التالية ٢، ٣، ٤، ٥ (الفقرات من (١-٥) إلى (٣-٥))، ٦، ٧، ٨، ٩، ١٠ (الفقرات من (١-١٠) إلى (٤-١٠))، ١١ (مواضيع مختارة)، ١٢، ١٣.

٣- يمكن أن يبنى مقرر، لفصل ثلثي أو لفصل نصف، في تحليل التباين على الفصول التالية: ١٤، ١٥، ١٦، ١٧ (مواضيع مختارة)، ١٨، ١٩، ٢٠، ٢١ (مواضيع مختارة)، ٢٢، ٢٣.

٤- يمكن أن يُبنى مقرر، لفصل ثلثي أو لفصل نصفني، في الانحدار وتحليل التباين على الفصول التالية:

الانحدار: ٥، ٤، ٣، ٢ (الفقرات من (١-٥) إلى (٣-٥))، ٦، ٧، ٨، ١٠ (الفقرات من (١-١٠) إلى (٤-١٠)).

تحليل التباين: ١٤، ١٥، ١٦، ١٨، ١٩.

٥- يمكن أن يبنى مقرر، لفصل ثلثي أو لفصل نصفني، في التصميم التجريبية الأساسية على الفصول التالية: ٢٤، ٢٥، ٢٦، ٢٧، ٢٨، ٢٩.

وبالقدر الذي يسمح به الوقت يمكن للمدرس أن يغطي مواضيع إضافية من الكتاب. ويمكن استخدام هذا الكتاب أيضا في دراسة شخصية لأشخاص يهتمون بمبادئ إدارة الأعمال، الاقتصاد، والعلوم الاجتماعية، الصحية والأحيائية، ممن يرغبون في تحصيل كفاءة في تطبيق النماذج الإحصائية الخطية.

ويمكن للمدرسين الحصول على كتيّب الحلول من الناشر، إروين (Irwin). ويتضمن هذا الكتيّب، على قرص (ديسكت)، البيانات لجميع المسائل والتمارين والمشاريع، ومجموعات البيانات في الملحق.

ولا يمكن تأليف كتاب كهذا دون مساعدة كبيرة من آخرين. ونحن مدينون للعديد ممن ساهموا في تطوير النظرية والتطبيقات التي نوقشت في هذا الكتاب. ونحب أيضا التنويه بإعجابنا بطلابنا الذين ساعدونا بمختلف الطرق على تحديث طريقة العرض في هذا الكتاب. وممنونون للعديد من مستخدمي نماذج إحصائية خطية تطبيقية ونماذج انحدار خطية تطبيقية الذين زودونا بتعليقاتهم ومقرحاتهم النابعة من تدريسهم لهذين الكتابين. ونحن مدينون أيضا للأساتذة جيمس هولستين (James E. Holstein) جامعة ميسوري (Missouri)، وديفيد شيري (David L. Sherry) جامعة غرب فلوريدا (West Florida)، لمراجعتهم الطبعة الأولى لنماذج إحصائية خطية تطبيقية، ولأساتذة صموئيل كوتز (Samuel Kotz) جامعة ميريلاند (Mary Land)، رالف روسو (Ralph P. Russo) جامعة أيووا (Iowa)، وبستر نال

(Peter F. Thall) جامعة جورج واشنطن (George Washington) لمراجعتهم كتاب نماذج انحدار خطية تطبيقية، وللأساتذة جون شيو (John S. Y. Chiu) جامعة واشنطن، وجيمس كالفين (James A. Calvin) جامعة ايروا، وميخائيل دريسكول (Michael F. Oriscoll) جامعة ولاية أريزونا (Arizona State) لمراجعتهم الطبعة الثانية من نماذج احصائية خطية تطبيقية. ولقد قدم هؤلاء المراجعون العديد من المقترحات المهمة، التي تستحق جزيل امتناننا.

وقد ساعدنا جورج كاتسونيس (George Cotsonis)، مارجريت كولشاك (Margarette S. Kolczak) وآلفين رامبي (Alvin H. Rampey) بشكل متقن في تدقيق المخطوطة، وفي إعداد الرسوم باستخدام الحاسوب، ويطرق أخرى. أما جين ديزني (June Disney) وساندرا جون هاتفيلد (Sandra June Hatfield) فقد قامتا بجميع الجهد الطباعي تقريبا، وتصدتا. بمقدرة لتهيئة مخطوطة صعبة. ونحن ممتنون جدا هؤلاء الأشخاص جميعا لعونهم ومساعدتهم.

وأخيرا فقد تحملت عائلتنا بصبر، الضغوط التي سببها التزامنا باستكمال هذه النسخة المنقحة، ونحن مقدرون لتسامحهم.

John Neter

جون نتر

William Wasserman

ويليام وازرمان

Michael H. Kutner

ميخائيل كوتنر

المحتويات

الفصل الأول: بعض النتائج الأساسية في الاحتمال والإحصاء

- ١ - ١) مؤثرا الجمع والضرب ١
- ٢ - ١) الاحتمال ٢
- ٣ - ١) المتغيرات العشوائية ٣
- ٤ - ١) التوزيع الاحتمالي الطبيعي والتوزيعات المتعلقة به ٦
- ٥ - ١) التقدير الإحصائي ٩
- ٦ - ١) استقرارات حول متوسط مجتمع - مجتمع طبيعي ١١
- ٧ - ١) مقارنات متوسطي مجتمعين - المجتمعات الطبيعية ١٥
- ٨ - ١) استقرارات حول تباين مجتمع - المجتمع الطبيعي ١٨
- ٩ - ١) مقارنات تباين مجتمعين - مجتمعات طبيعية ١٨

الباب الأول: الانحدار الخطي البسيط

الفصل الثاني: الانحدار الخطي بمتغير مستقل واحد

- ١ - ٢) العلاقات بين المتغيرات ٢٥
- ٢ - ٢) نماذج انحدار واستخداماتها ٢٩
- ٣ - ٢) نموذج انحدار خطي بسيط بتوزيع غير معروف لحد الخطأ ٣٥
- ٤ - ٢) بيانات تحليل الانحدار ٣٩
- ٥ - ٢) نظرة عامة على تحليل الانحدار ٤٣
- ٦ - ٢) تقدير دالة الانحدار ٤٤
- ٧ - ٢) تقدير تباين حدود الأخطاء ٥٧
- ٨ - ٢) نموذج انحدار بخطأ طبيعي ٦٠

الفصل الثالث: استقرارات في تحليل الانحدار

- ١ - ٣) استقرارات حول β_1 ٧٧

٨٧.....	(٣ - ٢) استقرارات حول β_0
٨٩.....	(٣ - ٣) بعض الاعتبارات عند القيام باستقرارات حول β_0 و β_1
٩١.....	(٣ - ٤) تقدير الفترة لـ $E\{Y_h\}$
٩٧.....	(٣ - ٥) التنبؤ بمشاهدة جديدة
١٠٥.....	(٣ - ٦) اعتبارات في تطبيق تحليل الانحدار
١٠٦.....	(٣ - ٧) الحالة التي تكون فيها x عشوائية
١٠٧.....	(٣ - ٨) أسلوب تحليل التباين في تحليل الانحدار
١٢٠.....	(٣ - ٩) طريقة اختبار خطي عام
١٢٣.....	(٣ - ١٠) مقاييس وصفية للصلة بين x و y في نموذج الانحدار
١٢٧.....	(٣ - ١١) مدخلات ومخرجات حاسب

الفصل الرابع: تشخيصات وتدابير علاجية

١٤٣.....	(٤ - ١) تشخيصات للمتغير المستقل
١٤٥.....	(٤ - ٢) الرواسب
١٤٧.....	(٤ - ٣) استخدام الرواسب للتشخيص
١٦٤.....	(٤ - ٤) نظرة إجمالية لاختبارات تتعلق بالرواسب
١٦٥.....	(٤ - ٥) اختبار F لنقص التوفيق
١٧٧.....	(٤ - ٦) نظرة إجمالية للتدابير العلاجية
١٧٩.....	(٤ - ٧) تحويلات

الفصل الخامس: استقرارات متزامنة ومواضيع أخرى في تحليل الانحدار

٢٠٣.....	(٥ - ١) التقدير المشترك لـ β_0 و β_1
٢٠٨.....	(٥ - ٢) تقدير متزامن لمتوسطات الاستجابة
٢١١.....	(٥ - ٣) فترات تنبؤ متزامنة لملاحظات جديدة
٢١٣.....	(٥ - ٤) الانحدار عبر نقطة الأصل
٢١٧.....	(٥ - ٥) تأثير أخطاء القياس
٢٢٢.....	(٥ - ٦) تنبؤات عكسية

(٥ - ٧) اختبار مستويات X ٢٢٥

الفصل السادس: طريقة المصفوفة لتحليل الانحدار الخطي البسيط

(٦ - ١) المصفوفات ٢٣٥

(٦ - ٢) جمع وطرح المصفوفات ٢٤١

(٦ - ٣) ضرب المصفوفات ٢٤٣

(٦ - ٤) أنواع خاصة من المصفوفات ٢٤٨

(٦ - ٥) الاعتماد الخطي ورتبة مصفوفة ٢٥١

(٦ - ٦) معكوس مصفوفة ٢٥٣

(٦ - ٧) بعض النظريات الأساسية للمصفوفات ٢٥٨

(٦ - ٨) متجهات ومصفوفات عشوائية ٢٥٨

(٦ - ٩) انحدار خطي بسيط بدلالة المصفوفات ٢٦٢

(٦ - ١٠) تقدير المربعات الدنيا لمعالم الانحدار ٢٦٥

(٦ - ١١) القيم التوفيقية والرواسب ٢٦٨

(٦ - ١٢) نتائج تحليل تباين ٢٧١

(٦ - ١٣) استقرارات في تحليل الانحدار ٢٧٤

الباب الثاني: المنحدار خطي عام

الفصل السابع: الانحدار المتعدد - I

(٧ - ١) نماذج الانحدار المتعدد ٢٨٧

(٧ - ٢) نموذج انحدار خطي عام بدلالة المصفوفات ٣٠١

(٧ - ٣) مقدرات المربعات الدنيا ٣٠٣

(٧ - ٤) القيم التوفيقية والرواسب ٣٠٣

(٧ - ٥) نتائج تحليل التباين ٣٠٤

(٧ - ٦) استقرارات حول معالم الانحدار ٣٠٨

(٧ - ٧) استقرارات حول متوسط الاستجابة ٣١٠

(٧ - ٨) تنبؤات بمشاهدات جديدة ٣١٣

- (٧ - ٩) رسومات الرواسب، تشخيصات أخرى، وتدابير علاجية ٣١٤
 (٧ - ١٠) مثال - انحدار متعدد مع متغيرين مستقلين ٣١٦

الفصل الثامن: الانحدار المتعدد - II

- (٨ - ١) مجاميع المربعات الإضافية ٣٤٧
 (٨ - ٢) اختبار فرضيات تتعلق بمعالم الانحدار في انحدار متعدد ٣٥٩
 (٨ - ٣) معاملات التحديد الجزئية ٣٦٢
 (٨ - ٤) نموذج انحدار متعدد معياري ٣٦٦
 (٨ - ٥) الخطئية المتعددة وتأثيراتها ٣٧٦
 (٨ - ٦) صياغة مصفوفية لاختبار خطي عام ٣٩١

الفصل التاسع: انحدار كثيرات الحدود

- (٩ - ١) نماذج انحدار كثيرات الحدود ٤٠٥
 (٩ - ٢) مثال ١ - متغير مستقل واحد ٤١٢
 (٩ - ٣) مثال ٢ - متغيران مستقلان ٤٢٢
 (٩ - ٤) طرائقية سطح الاستجابة ٤٢٧
 (٩ - ٥) بعض التعليقات الإضافية حول انحدار كثيرات الحدود ٤٣٤

الفصل العاشر: المتغيرات المستقلة النوعية

- (١٠ - ١) متغير نوعي واحد مستقل ٤٥١
 (١٠ - ٢) نموذج يحتوي على تأثيرات تفاعل ٤٥٩
 (١٠ - ٣) نماذج أكثر تعقيدا ٤٦٤
 (١٠ - ٤) المقارنة بين اثنتين أو أكثر من دوال الانحدار ٤٦٩
 (١٠ - ٥) استخدامات أخرى للمتغيرات المؤشرة ٤٧٧
 (١٠ - ٦) بعض الاعتبارات في استخدام المتغيرات المؤشرة المستخدمة ٤٨٣

الفصل الحادي عشر: تشخيصات وتدابير علاجية - II

- (١١ - ١) صلاحية نموذج لمتغير مستقل - رسوم الانحدار الجزئي ٤٩٩
 (١١ - ٢) تحديد مشاهدات قاصية في X - مصفوفة القبة وقيم العزم ٥٠٧

- (١١ - ٣) تحديد مشاهدات قاصية في ٧ - رواسب الحذف المعيرة تقديراً ٥١٤
 (١١ - ٤) تحديد المشاهدات المؤثرة - تدابير Debetas, Dffits، ومسافة كوك ٥١٨
 (١١ - ٥) تدابير علاجية لمشاهدات مؤثرة ٥٢٥
 (١١ - ٦) تشخيصات الخطية المتعددة - عامل تضخم التباين ٥٢٧
 (١١ - ٧) تدابير علاجية للخطية المتعددة - المنحدر الحافة ٥٣٢
 (١١ - ٨) تدابير علاجية لتباينات خطأ غير متساوية - المربعات الدنيا المرجحة ٥٤٢

الفصل الثاني عشر: بناء نموذج الانحدار

- (١٢ - ١) نظرة إجمالية لعملية بناء نموذج ٥٦٥
 (١٢ - ٢) إعداد البيانات ٥٧٢
 (١٢ - ٣) طريقة جميع الانحدارات الممكنة لتخفيض المتغيرات ٥٧٨
 (١٢ - ٤) المنحدر الخطوة فخطوة إلى الأمام، أساليب بحث آلية أخرى،
 واستخدام انحدر الحافة لتخفيض المتغيرات ٥٩٢
 (١٢ - ٥) تحسين النموذج واختياره ٦٠٢
 (١٢ - ٦) التحقق من صحة نموذج ٦١٠
 (١٢ - ٧) ملاحظات ختامية ٦١٨

الفصل الثالث عشر: الارتباط الذاتي في بيانات السلاسل الزمنية

- (١٣ - ١) مشاكل الارتباط الذاتي ٦٤١
 (١٣ - ٢) نموذج خطأ ذاتي الانحدار من المرتبة الأولى ٦٤٦
 (١٣ - ٣) اختبار درين - واتسون للارتباط الذاتي ٦٤٩
 (١٣ - ٤) تدابير علاجية للارتباط الذاتي ٦٥٤
 (١٣ - ٥) التنبؤ في حالة حدود خطأ ذاتية الارتباط ٦٦٨

الملاحق

- الملحق (أ): جداول ٦٨٧
 الملحق (ب): مجموعات من البيانات ٧١٧
 الملحق (ج): مختارات من المراجع ٧٣١

نماذج إحصائية خطية تطبيقية (جـ ١) الإنحدار

ت

ثبت المصطلحات

٧٣٧	أولاً: عربي - إنجليزي
٧٤٥	ثانياً: إنجليزي - عربي
٧٥٣	كشّاف الموضوعات

الفصل الأول

بعض النتائج الأساسية في الإحصاء والاحتمال

يتضمن هذا الفصل بعض النتائج الأساسية في الإحصاء والاحتمال. وهو معد كفصل مرجعي يمكنك الرجوع إليه عند قراءتك للكتاب. وفي سياق الكتاب نشير أحيانا إشارات محددة إلى نتائج من هذا الفصل. وفي أحيان أخرى قد ترغب العودة بنفسك إلى نتائج معينة من هذا الفصل، وذلك عندما تشعر بالحاجة إلى ذلك. وقد تفضل استعراض نتائج الاحتمال والاستقراء الإحصائي في هذا الفصل قبل قراءة الفصل الثاني أو يمكنك المضي مباشرة إلى الفصل التالي.

(١-١) مؤثر الجمع والضرب

مؤثر الجمع

يُعرف مؤثر الجمع Σ كما يلي:

$$\sum_{i=1}^n Y_i = Y_1 + Y_2 + \dots + Y_n \quad (1.1)$$

بعض الخصائص المهمة لهذا المؤثر هي:

$$\sum_{i=1}^n k = nk \quad (1.2a)$$

حيث k ثابت.

$$\sum_{i=1}^n (Y_i + Z_i) = \sum_{i=1}^n Y_i + \sum_{i=1}^n Z_i \quad (1.2b)$$

$$\sum_{i=1}^n (a + cY_i) = na + c \sum_{i=1}^n Y_i \quad (1.2c)$$

حيث a و c ثابتان.

ويُعرف مؤثر الجمع المضاعف $\Sigma\Sigma$ كما يلي:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m Y_{ij} &= \sum_{i=1}^n (Y_{i1} + \dots + Y_{im}) \\ &= Y_{11} + \dots + Y_{1m} + Y_{21} + \dots + Y_{2m} + \dots + Y_{nm} \end{aligned} \quad (1.3)$$

وإحدى الخواص المهمة لمؤثر الجمع المضاعف.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m Y_{ij} = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n Y_{ij} \quad (1.4)$$

مؤثر الضرب

يُعرف مؤثر الضرب Π كما يلي:

$$\prod_{i=1}^n Y_i = Y_1 \cdot Y_2 \cdot Y_3 \cdots Y_n \quad (1.5)$$

(٧-١) الاحتمال

نظرية الجمع

لتكن A_i و A_j حادثتين معرفتين في فضاء عينة، فعندئذ:

$$P(A_i \cup A_j) = P(A_i) + P(A_j) - P(A_i \cap A_j) \quad (1.6)$$

حيث يرمز $P(A_i \cup A_j)$ لاحتمال وقوع A_i أو A_j أو وقوعهما معا. ويرمز

$P(A_i)$ و $P(A_j)$ لاحتمال A_i واحتمال A_j على الترتيب، ويرمز $P(A_i \cap A_j)$ لاحتمال

وقوع كل من A_i و A_j معا.

نظرية الضرب

لنرمز بـ $P(A_i | A_j)$ للاحتمال الشرطي لوقوع A_i علما أن A_j قد وقعت. يُعرف

هذا الاحتمال الشرطي كما يلي:

$$P(A_i | A_j) = \frac{P(A_i \cap A_j)}{P(A_j)} \quad P(A_j) \neq 0 \quad (1.7)$$

وتعرضُ نظرية الضرب أن:

$$\begin{aligned} P(A_i \cap A_j) &= P(A_i)P(A_j | A_i) \\ &= P(A_j)P(A_i | A_j) \end{aligned} \quad (1.8)$$

الحوادث المتضمنة

نستخدم الرمز $\overline{A_i}$ للإشارة لمتضمن الحادثة A_i . وتعتبر النتائج التالية حول الحوادث

المتضمنة مفيدة:

$$P(\overline{A_i}) = 1 - P(A_i) \quad (1.9)$$

$$P(\overline{A_i \cup A_j}) = P(\overline{A_i} \cap \overline{A_j}) \quad (1.10)$$

(٣-١) المتغيرات العشوائية

نفترض، عبر هذه الفقرة، أن المتغير العشوائي Y يأخذ عدداً منتهياً من القيم، ما لم يُذكر خلاف ذلك.

القيمة المتوقعة

لنفترض أن المتغير العشوائي Y يأخذ القيم Y_1, Y_2, \dots, Y_k باحتمالات معطاة

بدالة الاحتمال:

$$f(Y_s) = P(Y = Y_s) \quad s = 1, \dots, k \quad (1.11)$$

نعرف قيمة توقع Y ويرمز لها بـ $E\{Y\}$ كما يلي:

$$E\{Y\} = \sum_{s=1}^k Y_s f(Y_s) \quad (1.12)$$

ويسمى $E\{Y\}$ مؤثر التوقع.

وإحدى الخواص المهمة لمؤثر التوقع E هي:

$$E\{a + cY\} = a + cE\{Y\} \quad (1.13)$$

حيث a و c ثابتان. وكحالات خاصة من هذه نجد:

$$E\{a\} = a \quad (1.13a)$$

$$E\{cY\} = cE\{Y\} \quad (1.13b)$$

$$E\{a + Y\} = a + E\{Y\} \quad (1.13c)$$

ملاحظة

إذا كان Y متغيراً عشوائياً متصلًا دالة كثافته $f(Y)$ ، فيعرف $E\{Y\}$ كما يلي:

$$E\{Y\} = \int_{-\infty}^{\infty} Y f(Y) dY \quad (1.14)$$

التباين

يعرف تباين المتغير العشوائي Y ، ويرمز له بالرمز $\sigma^2\{Y\}$ كما يلي:

$$\sigma^2\{Y\} = E\{(Y - E\{Y\})^2\} \quad (1.15)$$

والعبارة التالية هي عبارة مكافئة:

$$\sigma^2\{Y\} = E\{Y^2\} - (E\{Y\})^2 \quad (1.15a)$$

ويسمى $\sigma^2\{Y\}$ مؤثر التباين.

كثيرا ما نحتاج إلى حساب تباين دالة خطية في Y وباستخدام $\sigma^2\{a+cY\}$ كرمز

لتباين $a + cY$ نجد:

$$\sigma^2\{a + cY\} = c^2 \sigma^2\{Y\} \quad (1.16)$$

حيث a و c ثابتان.

وكحالات خاصة من هذه النتيجة نجد:

$$\sigma^2\{a + Y\} = \sigma^2\{Y\} \quad (1.16a)$$

$$\sigma^2\{cY\} = c^2 \sigma^2\{Y\} \quad (1.16b)$$

ملاحظة

إذا كان Y متصلا فإن $\sigma\{Y\}$ يُعرّف كما يلي:

$$\sigma^2\{Y\} = \int_{-\infty}^{\infty} (Y - E\{Y\})^2 f(Y) dY \quad (1.17)$$

التوزيعات الاحتمالية المشتركة، الهامشية والشرطية

لنرمز بـ $g(Y, z)$ لدالة الاحتمال المشتركة للمتغيرين العشوائيين Y و z :

$$g(Y_s, Z_t) = P(Y = Y_s \cap Z = Z_t) \quad s = 1, \dots, k; t = 1, \dots, m \quad (1.18)$$

فدالة الاحتمال الهامشية للمتغير Y ، ونرمز لها بـ $f(Y)$ ، هي:

$$f(Y_s) = \sum_{t=1}^m g(Y_s, Z_t) \quad s = 1, \dots, k \quad (1.19a)$$

ودالة الاحتمال الهامشية للمتغير z ، ونرمز لها بـ $h(Z)$ ، هي:

$$h(Z_t) = \sum_{s=1}^k g(Y_s, Z_t) \quad ; \quad t = 1, \dots, m \quad (1.19b)$$

أما دالة الاحتمال الشرطية للمتغير Y علما أن $Z = Z_t$ فهي:

$$f(Y_s | Z_t) = \frac{g(Y_s, Z_t)}{h(Z_t)} \quad ; \quad h(Z_t) \neq 0; s = 1, \dots, k \quad (1.20a)$$

وتكون دالة الاحتمال الشرطية للمتغير Z علما أن $Y = Y_s$

$$h(Z_t | Y_s) = \frac{g(Y_s, Z_t)}{f(Y_s)} \quad f(Y_s) \neq 0; t = 1, \dots, m \quad (1.20b)$$

التغاير

يُعرّف تغاير Y و Z ، ويرمز له بـ $\sigma\{Y, Z\}$ ، كما يلي:

$$\sigma\{Y, Z\} = E\{(Y - E\{Y\})(Z - E\{Z\})\} \quad (1.21)$$

و بتعبير مكافئ:

$$\sigma\{Y, Z\} = E\{YZ\} - (E\{Y\})(E\{Z\}) \quad (1.21a)$$

يرمز $\sigma(a_1 + c_1 Y, a_2 + c_2 Z)$ لتغاير $a_1 + c_1 Y$ و $a_2 + c_2 Z$ ولدينا:

$$\sigma\{a_1 + c_1 Y, a_2 + c_2 Z\} = c_1 c_2 \sigma\{Y, Z\} \quad (1.22)$$

حيث a_1, a_2, c_1, c_2 ثوابت.

وكحالات خاصة من هذه نجد:

$$\sigma\{c_1 Y, c_2 Z\} = c_1 c_2 \sigma\{Y, Z\} \quad (1.22a)$$

$$\sigma\{a_1 + Y, a_2 + Z\} = \sigma\{Y, Z\} \quad (1.22b)$$

ولدينا من التعريف:

$$\sigma\{Y, Y\} = \sigma^2\{Y\} \quad (1.23)$$

حيث $\sigma^2\{Y\}$ تباين Y .

المتغيرات العشوائية المستقلة

يكون المتغيران العشوائيان Y و Z مستقلين إذا، فقط إذا، كان:

$$g\{Y_s, Z_t\} = f(Y_s) h(Z_t) \quad s = 1, \dots, k; t = 1, \dots, m \quad (1.24)$$

وإذا كان Y و Z متغيرين عشوائيين مستقلين فإن:

$$\sigma\{Y, Z\} = 0 \quad \text{عند استقلال } Y \text{ و } Z \quad (1.25)$$

(في الحالة الخاصة عندما يتوزع Y و Z وفق توزيع مشترك طبيعي فإن: $\sigma\{Y, Z\} = 0$)

يؤدي إلى استقلال Y و Z .

دوال في متغيرات عشوائية

ليكن Y_1, \dots, Y_n عدد n من المتغيرات العشوائية ولنعتبر الدالة $\sum a_i Y_i$ حيث a_i

ثوابت. فلدينا عندئذ:

$$E\left\{\sum_{i=1}^n a_i Y_i\right\} = \sum_{i=1}^n a_i E\{Y_i\} \quad (1.26a)$$

$$\sigma^2\left\{\sum_{i=1}^n a_i Y_i\right\} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j \sigma\{Y_i, Y_j\} \quad (1.26b)$$

حيث a_i ثوابت.

وبالتحديد لدينا في حالة $n = 2$:

$$E\{a_1 Y_1 + a_2 Y_2\} = a_1 E\{Y_1\} + a_2 E\{Y_2\} \quad (1.27a)$$

$$\sigma^2\{a_1 Y_1 + a_2 Y_2\} = a_1^2 \sigma^2\{Y_1\} + a_2^2 \sigma^2\{Y_2\} + 2a_1 a_2 \sigma\{Y_1, Y_2\} \quad (1.27b)$$

وإذا كانت المتغيرات العشوائية Y_i مستقلة فلدينا:

$$\sigma^2\left\{\sum_{i=1}^n a_i Y_i\right\} = \sum_{i=1}^n a_i^2 \sigma^2\{Y_i\} \quad (1.28)$$

عندما تكون Y_i مستقلة

وكحالات خاصة من هذه نجد:

$$\text{عند استقلال } Y_1, Y_2 \quad \sigma^2\{Y_1 + Y_2\} = \sigma^2\{Y_1\} + \sigma^2\{Y_2\} \quad (1.28a)$$

$$\text{عند استقلال } Y_1, Y_2 \quad \sigma^2\{Y_1 - Y_2\} = \sigma^2\{Y_1\} + \sigma^2\{Y_2\} \quad (1.28b)$$

وعند استقلال المتغيرات العشوائية Y_i يعطى تغاير دالتين خطيتين $\sum a_i Y_i$ و $\sum c_i Y_i$ بالعلاقة:

$$\text{عند استقلال } Y_i \quad \sigma\left\{\sum_{i=1}^n a_i Y_i, \sum_{i=1}^n c_i Y_i\right\} = \sum_{i=1}^n a_i c_i \sigma^2\{Y_i\} \quad (1.29)$$

نظرية النهاية المركزية

إذا كانت Y_1, \dots, Y_n مشاهدات عشوائية مستقلة من مجتمع دالة احتماله $f(Y)$ وتباينه $\{Y\}$ محدد، فإن توزيع متوسط العينة \bar{Y} :

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n} \quad (1.30)$$

هو على وجه التقريب توزيع طبيعي متوسطه $E\{Y\}$ وتباينه $\sigma^2\{Y\}/n$ ، وذلك عندما يكون n كبيراً بما فيه الكفاية.

(١-٤) التوزيع الاحتمالي الطبيعي والتوزيعات المتعلقة به.

التوزيع الاحتمالي الطبيعي

تعطى دالة كثافة متغير عشوائي طبيعي بالعلاقة:

$$f(Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{Y-\mu}{\sigma}\right)^2\right] ; -\infty < Y < +\infty \quad (1.31)$$

حيث μ و σ معلمتا التوزيع و $\exp(a)$ تعني e^a .

متوسط وتباين متغير عشوائي طبيعي Y هما:

$$E\{Y\} = \mu \quad (1.32a)$$

$$\sigma^2\{Y\} = \sigma^2 \quad (1.32b)$$

دالة في متغير عشوائي طبيعي. تمتلك الدالة الخطية في متغير عشوائي طبيعي الخاصة التالية:

$$(1.33) \text{ إذا كان } Y \text{ متغيرا عشوائيا طبيعيا، فإن المتغير المحوّل } Y' = a + cY$$

(حيث a و c ثابتان) يتوزع طبيعيا، بمتوسط $a + cE\{Y\}$ وتباين $c^2\sigma^2\{Y\}$.

متغير طبيعي معياري. يتبع المتغير الطبيعي المعياري z :

$$(1.34) \quad z = \frac{Y - \mu}{\sigma} \quad \text{حيث } Y \text{ متغير عشوائي طبيعي له}$$

توزيع طبيعي متوسطه 0 وتباينه 1. ونشير إلى هذا كما يلي:

$$(1.35) \quad z \text{ يتبع } N(0, 1)$$



يتضمن الجدول (أ-1) في الملحق أ الاحتمالات التراكمية A للمفنيات $z(A)$ حيث:

$$(1.36) \quad P\{z \leq z(A)\} = A$$

فمثلا، عندما $z(A) = 2.00$ يكون $A = 0.9772$. ولأن التوزيع الطبيعي المعياري

متناظر حول الصفر فإن $z(A) = -2.00$ تقابل $A = 1 - 0.9772 = 0.0228$.

دالة في متغيرات عشوائية طبيعية مستقلة. لتكن Y_1, \dots, Y_n متغيرات عشوائية طبيعية

ومستقلة، فلدينا عندئذ القاعدة التالية:

$$(1.37) \quad \text{عندما تكون } Y_1, \dots, Y_n \text{ متغيرات عشوائية طبيعية مستقلة يكون توزيع}$$

التركيب الخطي $a_1Y_1 + a_2Y_2 + \dots + a_nY_n$ توزيعا طبيعيا، بمتوسط

$$\sum a_i E\{Y_i\} \text{ وتباين } \sum a_i^2 \sigma^2\{Y_i\}$$

توزيع χ^2

نفرض z_1, \dots, z_v من المتغيرات الطبيعية المعيارية والمستقلة، فنعرّف عندئذ:

$$(1.38) \quad \chi^2(v) = z_1^2 + z_2^2 + \dots + z_v^2$$

حيث المتغيرات z_i مستقلة.

وللتوزيع χ^2 معلمة واحدة تسمى درجات الحرية ($d.f$). ومتوسط توزيع χ^2

بدرجات حرية v هو:

$$E\{\chi^2(v)\} = v \quad (1.39)$$

ويحوي الجدول (أ - ٣) في الملحق أ مئينات عديدة من توزيعات χ^2 . ونعرف

$\chi^2(A; v)$ كما يلي:

$$P\{\chi^2(v) \leq \chi^2(A; v)\} = A \quad (1.40)$$

وبفرض $v = 5$ يكون المئين 90 لتوزيع χ^2 بـ 5 درجات حرية $\chi^2(90; 5) = 9.24$

توزيع t

ليكن z و (v) متغيرين عشوائين مستقلين فنعرف عندئذ:

$$t(v) = \frac{z}{\left[\frac{\chi^2(v)}{v} \right]^{1/2}} \quad \text{حيث } z \text{ و } \chi^2(v) \text{ مستقلان.} \quad (1.41)$$

وللتوزيع t معلمة واحدة هي درجات الحرية v . ومتوسط توزيع t بـ v من

درجات الحرية هو:

$$E\{t(v)\} = 0 \quad (1.42)$$

ويحوي الجدول (أ - ٣) في الملحق أ مئينات عديدة من توزيعات t . ونعرف $t(A; v)$ كما

يلي:

$$P\{t(v) \leq t(A; v)\} = A \quad (1.43)$$

وبفرض $v = 10$ يكون المئين 90 لتوزيع t بـ 10 درجات حرية هو $t(90; 10) = 1.372$.

وحيث إن التوزيع t متناظر حول الصفر فإن $t(10; 10) = -1.372$.

توزيع F

ليكن $\chi^2(v_1)$ و $\chi^2(v_2)$ متغيري χ^2 مستقلين فنعرف عندئذ:

$$F(v_1, v_2) = \frac{\chi^2(v_1)}{v_1} \div \frac{\chi^2(v_2)}{v_2} \quad (1.44)$$

\swarrow \nwarrow
 البسط المقام
 df df

وللتوزيع F معلمتان هما درجات حرية البسط ودرجات حرية المقام، وهما هنا

v_1 و v_2 على الترتيب ويحوي الجدول (أ٤) في الملحق أ مئينات عديدة من توزيعات F .

ونعرف $F(A; v_1, v_2)$ كما يلي:

$$P\{F(v_1, v_2) \leq F(A; v_1, v_2)\} = A \quad (1.45)$$

وبفرض أن $v_1 = 2$ و $v_2 = 3$ ، يكون المئين 90 لتوزيع بدرجات حرية 2 و 3 للبسط

والمقام، على الترتيب $F(0.90; 2, 3) = 5.46$.

يمكن الحصول على مئينات تحت 50 بالمائة بالاستفادة من العلاقة:

$$F(A; v_1, v_2) = \frac{1}{F(1-A; v_2, v_1)} \quad (1.46)$$

وهكذا يكون: $F(0.10; 3, 2) = 1/F(0.90; 2, 3) = 1/5.46 = 0.183$

يرتبط المتغيران العشوائيان t و F بالعلاقة التالية:

$$[t(v)]^2 = F(1, v) \quad (1.47a)$$

كما ترتبط مئينات التوزيعين t و F بالعلاقة التالية:

$$[t(.5 + A/2; v)]^2 = F(A; 1, v) \quad (1.47b)$$

ملاحظة

عبر هذا الكتاب نعتبر $\chi^2(A; v)$ ، $t(A; v)$ و $F(A; v_1, v_2)$ كمئينات $A(100)$.

أو يمكن اعتبارها بصورة مكافئة كسُرّيات A .

(٥-١) التقدير الإحصائي

خواص المقدّرات

(1.48) يقال عن مقدّر $\hat{\theta}$ للمعلمة θ إنه غير منحاز إذا كان:

$$E\{\hat{\theta}\} = \theta$$

(1.49) و $\hat{\theta}$ مقدّر متّسق للمعلمة إذا كان:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| \geq \varepsilon) = 0 \quad \text{لكل } \varepsilon > 0$$

(1.50) $\hat{\theta}$ مقدر كاف للمعلمة θ إذا كانت دالة الاحتمال المشتركة الشرطية لمشاهدات العينة (علما أن $\hat{\theta}$ مثبتة) لا تعتمد على المعلمة θ .

$$(1.51) \quad \hat{\theta} \text{ مقدر أصغري التباين للمعلم } \theta \text{ إذا كان من أجل أي تقدير آخر } \hat{\theta}^* \text{ مستقلة فإن دالة الاحتمال المشتركة لمشاهدات العينة هي:}$$

$$\sigma^2\{\hat{\theta}^*\} \leq \sigma^2\{\hat{\theta}\} \quad \text{لكل قيم } \hat{\theta}^*$$

تقديرات الإمكانية العظمى

طريقة الإمكانية العظمى هي طريقة عامة لإيجاد مقدرات، فلنفرض أننا نعاين مجتمعاً دالة احتمالته $f(Y; \theta)$ تحوي معلمة واحدة، θ . إذا كانت المشاهدات Y_1, \dots, Y_n مستقلة فإن دالة الاحتمال المشتركة لمشاهدات العينة هي:

$$g(Y_1, \dots, Y_n) = \prod_{i=1}^n f(Y_i; \theta) \quad (1.52a)$$

وعندما ننظر إلى دالة الاحتمال المشتركة هذه كدالة في θ ، مع قيم معطاة للملاحظات، فإن هذه الدالة تسمى دالة الإمكانية $L(\theta)$.

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(Y_i; \theta) \quad (1.52b)$$

ومقدر الإمكانية العظمى لـ θ هو قيمة θ التي تجعل $L(\theta)$ أعظم ما يمكن، ونحت شروط عامة تماماً تكون مقدرات الإمكانية العظمى متنسقة وكافية.

مقدرات المربعات الدنيا

طريقة المربعات الدنيا هي طريقة عامة أخرى لإيجاد مقدرات. وفيها نفترض أن مشاهدات العينة تأخذ الشكل (في حالة معلمة واحدة θ)

$$Y_i = f(\theta) + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n \quad (1.53)$$

حيث $f(\theta)$ دالة معروفة في المعلمة θ و ε_i متغيرات عشوائية نفترض، عادة، أن توقعها $E\{\varepsilon_i\} = 0$

وفي طريقة المربعات الدنيا، ومن أجل مشاهدات معطاة للعينة، نعتبر مجموع المربعات:

$$Q = \sum_{i=1}^n [Y_i - f_i(\theta)]^2 \quad (1.54)$$

دالة في θ . ونحصل على مقدر المربعات الدنيا لـ θ بحساب قيمة θ التي تجعل Q أصغر ما يمكن. وفي كثير من الحالات تكون مقدرات المربعات الدنيا غير منحازة ومتسقة.

(٦-١) استقرارات حول متوسط مجتمع - مجتمع طبيعي

لدينا عينة عشوائية Y_1, \dots, Y_n حجمها n من مجتمع طبيعي متوسطه μ وانحرافه المعياري σ . فمتوسط العينة وانحرافها المعياري هما:

$$\bar{Y} = \frac{\sum Y_i}{n} \quad (1.55a)$$

$$s = \left[\frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1} \right]^{1/2} = \left[\frac{\sum Y_i^2 - \frac{(\sum Y_i)^2}{n}}{n-1} \right]^{1/2} \quad (1.55b)$$

والانحراف المعياري المقدّر لتوزيع المعاينة لـ \bar{Y} هو:

$$s\{\bar{Y}\} = \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (1.55c)$$

وبالتالي فإن:

$$\frac{(\bar{Y} - \mu)}{s\{\bar{Y}\}} \text{ يتوزع وفق } t \text{ بـ } (n-1) \text{ درجة حرية، عندما تكون العينة} \quad (1.56)$$

العشوائية من مجتمع طبيعي.

تقدير القوة

تستخدم (1.56) للحصول على حدّي ثقة للمعلمة μ بمعامل ثقة $1-\alpha$ وذلك كما يلي:

$$\bar{Y} \pm t(1-\alpha/2; n-1)s\{\bar{Y}\} \quad (1.57)$$

مثال (١). أوجد 95 بالمائة فترة ثقة للمعلمة μ في حالة:

$$n = 10 \quad \bar{Y} = 20 \quad s = 4$$

$$s\{\bar{Y}\} = \frac{4}{\sqrt{10}} = 1.265 \quad t(975; 9) = 2.262 \quad \text{لدينا:}$$

لذا فإن حدّي الثقة هما $1.265 (1.265 \pm 2.262)$ وبالتالي تكون الـ 95% فترة ثقة لـ μ :

$$17.1 \leq \mu \leq 22.9$$

اختبارات

باستخدام العلاقة (1.56) تعتمد الاختبارات وحيدة الجانب وثنائية الجانب، المتعلقة بمتوسط المجتمع μ على إحصاء الاختبار:

$$t^* = \frac{\bar{Y} - \mu_0}{s\{\bar{Y}\}} \quad (1.58)$$

ويجوز الجدول (١-١) قواعد القرار لكل من الحالات الثلاث الممكنة مع إبقاء مخاطرة التورط بخطأ من النوع الأول عند المستوى α .

جدول (١-١) قواعد القرارات لاختبارات حول متوسط مجتمع طبيعي μ .

قاعدة القرار	البدايل
(أ)	
إذا كان $ t^* \leq t(1 - \alpha/2; n - 1)$ استنتج H_0	$H_0: \mu = \mu_0$
إذا كان $ t^* > t(1 - \alpha/2; n - 1)$ استنتج H_a	$H_a: \mu \neq \mu_0$
حيث:	
$t^* = \frac{\bar{Y} - \mu_0}{s\{\bar{Y}\}}$	
(ب)	
إذا كان $t^* \geq t(\alpha; n - 1)$ استنتج H_0	$H_0: \mu \geq \mu_0$
إذا كان $t^* < t(\alpha; n - 1)$ استنتج H_a	$H_a: \mu < \mu_0$
(ج)	
إذا كان $t^* \leq t(1 - \alpha; n - 1)$ استنتج H_0	$H_0: \mu \leq \mu_0$
إذا كان $t^* > t(1 - \alpha; n - 1)$ استنتج H_a	$H_a: \mu > \mu_0$

مثال (٢). اختر بين البدائل:

$$H_0: \mu \leq 20$$

$$H_a: \mu > 20$$

من أجل α مقيدة عند 0.05 و:

$$n = 15 \quad \bar{Y} = 24 \quad s = 6$$

لدينا:

$$s\{\bar{Y}\} = \frac{6}{\sqrt{15}} = 1.549$$

$$t(0.95; 14) = 1.761$$

ومن ثَمَّ فإن قاعدة القرار:

$$H_0 \text{ استنتج } t^* \leq 1.761$$

$$H_a \text{ استنتج } t^* > 1.761$$

وحيث إن $t^* = (24 - 20) / 1.549 = 2.58 > 1.761$ فإننا نستنتج H_a .

مثال (٣). اختر بين البدائل

$$H_0: \mu = 10$$

$$H_a: \mu \neq 10$$

من أجل α مقيدة عند 0.02 و:

$$n = 25 \quad \bar{Y} = 5.7 \quad s = 8$$

لدينا:

$$s\{\bar{Y}\} = \frac{8}{\sqrt{25}} = 1.6$$

$$t(0.99; 24) = 2.492$$

لذا فإن قاعدة القرار:

$$H_0 \text{ استنتج } |t^*| \leq 2.492$$

$$H_a \text{ استنتج } |t^*| > 2.492$$

حيث $|t^*|$ تعني القيمة المطلقة. ولأن:

$$|t^*| = |(5.7 - 10) / 1.6| = |-2.69| = 2.69 > 2.492$$

فإننا نستنتج H_a .

القيمة P - **لنتيجة العينة**. تُعرّف القيمة P لنتيجة عينة بأنها احتمال أن نتيجة العينة ربما كانت أكثر تطرفاً من القيمة المشاهدة عندما $\mu = \mu_0$. تعزّز القيم P - الكبيرة H_0 بينما تعزّز القيم الصغيرة H_0 . ويمكن إجراء اختبار بمقارنة القيمة P - مع قيمة المخاطرة α المحددة ونستنتج H_0 إذا كانت القيمة P - أكبر أو تساوي قيمة α المحددة ونستنتج H_0 إذا كانت القيمة P - أقل من α .

مثال (٤). في المثال (٢) لدينا $t^* = 2.58$. فتكون القيمة P - لنتيجة هذه العينة الاحتمال $P\{t(14) > 2.58\}$. ونجد من الجدول (أ - ٢) أن $t(985;14)=2.415$ و $t(990;14)=2.624$. وبالتالي تكون القيمة P - بين 0.010 و 0.015. في الواقع يمكن تبين أن هذه القيمة هي 0.011 وهكذا في حالة $\alpha = 0.05$ نقرر لصالح H_0 .

مثال (٥). في المثال (٣) لدينا $t^* = -2.69$. ونجد من الجدول (أ - ٢) أن $t(24) < -2.69$. وحيث تقع بين 0.005 و 0.0075. وفي الواقع يمكن تبين أن هذه القيمة هي 0.0064. وحيث إن الاختبار ثنائي الجانب وتوزيع t متماثل فإن القيمة P - ثنائية الجانب تكون ضعف القيمة أحادية الجانب أو $2(0.0064) = 0.013$. وهكذا نستنتج في حالة $\alpha = 0.02$ البديل H_0 .

العلاقة بين الاختبارات وفترات الثقة. هناك علاقة مباشرة بين الاختبارات وفترات الثقة. فعلى سبيل المثال يمكن استخدام حدّي فترة الثقة ثنائية الجانب (1.57) لاختبار:

$$H_0: \mu = \mu_0$$

$$H_a: \mu \neq \mu_0$$

إذا وقعت μ_0 ضمن فترة الثقة $(1-\alpha)$ فإن قاعدة القرار ثنائية الجانب في الجدول (١-١)أ، عند مستوى معنوية α ، تقود إلى استنتاج H_0 والعكس بالعكس. وإذا لم تكن ضمن فترة الثقة فإن قاعدة القرار تقود إلى H_a والعكس بالعكس. ويوجد تقابل مشابه بين فترات الثقة أحادية الجانب وقواعد القرار ذات الجانب الواحد.

(٧-١) مقارنات متوسطي مجتمعين - المجتمعات الطبيعية

العينتان مستقلتان

لدينا مجتمعان طبيعيان متوسطاهما μ_1 و μ_2 على الترتيب ولهما الانحراف المعياري σ نفسه. ويراد مقارنة المتوسطين μ_1 و μ_2 بالاستناد إلى عيتين مستقلتين من المجتمعين:

العينة ١: Y_1, \dots, Y_{n_1}

العينة ٢: Z_1, \dots, Z_{n_2}

مقدّرا المتوسطين هما متوسطا العينتين.

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} Y_i}{n_1} \quad (1.59a)$$

$$\bar{Z} = \frac{\sum_{i=1}^{n_2} Z_i}{n_2} \quad (1.59b)$$

ويكون $\bar{Y} - \bar{Z}$ مقدّرا لـ $\mu_1 - \mu_2$ ، ونأخذ:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} (Y_i - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^{n_2} (Z_i - \bar{Z})^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (1.60)$$

مقدّرا للتباين المشترك $\sigma^2 \{ \bar{Y} - \bar{Z} \}$ وكمقدّر لتباين الفرق $\bar{Y} - \bar{Z}$ نأخذ:

$$s^2 \{ \bar{Y} - \bar{Z} \} = s^2 \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right) \quad (1.61)$$

(1.62) وعندما تؤخذ العينتان المستقلتان من مجتمعين طبيعيين لهما الانحراف المعياري

نفسه يتوزع $\frac{[(\bar{Y} - \bar{Z}) - (\mu_1 - \mu_2)]}{s(\bar{Y} - \bar{Z})}$ وفق t بـ $n_1 + n_2 - 2$ درجة حرية.

تقدير فترة. نحصل على حدّي فترة ثقة لـ $\mu_1 - \mu_2$ بمعامل ثقة $1 - \alpha$ عن طريق (1.62):

$$(\bar{Y} - \bar{Z}) \pm t(1 - \alpha / 2; n_1 + n_2 - 2) s \{ \bar{Y} - \bar{Z} \} \quad (1.63)$$

مثال (٦). أوجد 95 بالمائة فترة ثقة لـ $\mu_1 - \mu_2$ في حالة:

$$\begin{array}{ll} n_1 = 10 & \bar{Y} = 14 & \sum_{i=1}^{n_1} (Y_i - \bar{Y})^2 = 105 \\ n_1 = 20 & \bar{Z} = 8 & \sum_{i=1}^{n_2} (Z_i - \bar{Z})^2 = 224 \end{array}$$

لدينا:

$$s^2 = \frac{105 + 224}{10 + 20 + -2} = 11.75$$

$$s^2 \{\bar{Y} - \bar{Z}\} = 11.75 \left(\frac{1}{10} + \frac{1}{20} \right) = 1.7625$$

$$S\{\bar{Y} - \bar{Z}\} = 1.328$$

$$t(975; 28) = 2.048$$

$$3.3 = (14 - 8) - 2.048 (1.328) \leq \mu_1 - \mu_2 \leq (14 - 8) + 4.048(1.328) = 8.7$$

اختبارات. يمكن وضع اختبارات أحادية الجانب وثنائية الجانب حول $\mu_1 - \mu_2$ بالاستفادة من (1.62) ويتضمن الجدول (٢-١) قواعد اتخاذ القرار لكل من ثلاث حالات ممكنة. هذه القواعد تستند إلى إحصاء الاختبار:

$$t^* = \frac{\bar{Y} - \bar{Z}}{s\{\bar{Y} - \bar{Z}\}} \quad (1.64)$$

مع إبقاء مخاطرة التورط بخاطئاً من النوع الأول عند المستوى α .

جدول (٢-١) قواعد القرار لاختبارات حول المتوسطات μ_1 و μ_2 لـ $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$ مجتمعين طبيعيين

قاعدة القرار	البدايل
(أ)	
إذا كان $ t^* \leq t(1 - \alpha/2; n_1 + n_2 - 2)$ استنتج H_0	$H_0: \mu_1 = \mu_2$
إذا كان $ t^* > t(1 - \alpha/2; n_1 + n_2 - 2)$ استنتج H_a	$H_a: \mu_1 \neq \mu_2$
حيث:	
$t^* = \frac{\bar{Y} - \bar{Z}}{s\{\bar{Y} - \bar{Z}\}}$	
(ب)	
إذا كان $t^* \geq t(\alpha; n_1 + n_2 - 2)$ استنتج H_0	$H_0: \mu_1 \geq \mu_2$
إذا كان $t^* < t(\alpha; n_1 + n_2 - 2)$ استنتج H_a	$H_a: \mu_1 < \mu_2$
(ج)	
إذا كان $t^* \leq t(1 - \alpha; n_1 + n_2 - 2)$ استنتج H_0	$H_0: \mu_1 \leq \mu_2$
إذا كان $t^* > t(1 - \alpha; n_1 + n_2 - 2)$ استنتج H_a	$H_a: \mu_1 > \mu_2$

مثال (٧). اختر بين البدائل

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_a: \mu_1 \neq \mu_2$$

مقيدا α عند 0.10 ومستخدميا بيانات المثال (٦). نحتاج للقيمة $t(95; 28) = 1.701$ ، وعليه تكون قاعدة القرار:

$$H_0 \text{ قرر } |t^*| \leq 1.701$$

$$H_a \text{ قرر } |t^*| > 1.701$$

وحيث إن $1.701 < 4.52 = |4.52| = |1.328 / (8 - 14)| = |t^*|$ ، فإننا نقرر لصالح H_a . إن القيمة P - أحادية الجانب هنا هي $P\{t(28) > 4.52\}$. ونرى من الجدول (أ - ٢) أن القيمة P - هذه أقل من 0.0005. في الواقع يمكن تبين أن هذه القيمة تساوي 0.00005. وبالتالي فإن 0.0001 هي القيمة P - ثنائية الجانب. ومن أجل $\alpha = 0.10$ يكون H_a القرار المناسب.

الملاحظات كأزواج

عندما تكون مشاهدات العينتين عبارة عن أزواج (مثلا Y_i و Z_i قياسان يعكسان موقف المستخدم i من عمله قبل وبعد مضي سنة خيرة، وذلك في عينة من المستخدمين)، نستخدم الفروق:

$$W_i = Y_i - Z_i \quad ; \quad i = 1, \dots, n \quad (1.65)$$

كما لو كانت تمثل عينة من مجتمع واحد. وهكذا، عندما نستطيع معاملة W_i كملاحظات من مجتمع طبيعي لدينا:

$$(1.66) \quad \frac{[\bar{W} - (\mu_1 - \mu_2)]}{s(W)} \text{ يتوزع وفق } t \text{ بدرجات حرية } n-1. \text{ وذلك عندما يمكن}$$

اعتبار الفروق W_i كملاحظات من مجتمع طبيعي، حيث:

$$\bar{W} = \frac{\sum_{i=1}^n W_i}{n}$$

$$s^2(\bar{W}) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (W_i - \bar{W})^2}{n-1} \right) \div n$$

(٨-١) استقرارات حول تباين مجتمع - المجتمع الطبيعي

في حالة المعاينة من مجتمع طبيعي، تصح العلاقات التالية لتباين العينة s^2 : حيث s معرف في (1.55b):

$$(1.67) \quad \frac{(n-1)s^2}{\sigma^2} \text{ يتوزع وفق } \chi^2 \text{ بدرجات حرية } n-1 \text{ عندما تكون العينة العشوائية من مجتمع طبيعي.}$$

تقدير فترة

يمكن الحصول على حد الثقة الأدنى L وحد الثقة الأعلى U لفترة ثقة لتباين المجتمع σ^2 بمعامل ثقة $1 - \alpha$ باستخدام العلاقة (1.67):

$$(1.68) \quad L = \frac{(n-1)s^2}{\chi^2(1-\alpha/2; n-1)} \quad U = \frac{(n-1)s^2}{\chi^2(\alpha/2; n-1)}$$

مثال (٨). أوجد 98 بالمائة فترة ثقة لـ σ^2 مستخدماً بيانات المثال (١). ($n = 10, s = 4$). لدينا:

$$s^2 = 16 \quad \chi^2(0.01; 9) = 2.09 \quad \chi^2(0.99; 9) = 21.67$$

$$6.6 = \frac{9(16)}{21.67} \leq \sigma^2 \leq \frac{9(16)}{2.09} = 68.9$$

اختبارات

يمكن وضع اختبارات وحيدة الجانب وثنائية الجانب حول تباين المجتمع σ^2 باستخدام (1.67). ويحتوي الجدول (٣-١) قواعد القرار لكل من الحالات الثلاث الممكنة مع إبقاء مخاطرة التورط بخطأ من النوع الأول عند المستوى α .

(٩-١) مقارنات تباين مجتمعين - مجتمعات طبيعية

اختبرت عينتان مستقلتان من مجتمعين طبيعيين بمتوسطين وتباينين σ_1^2, μ_1 و σ_2^2, μ_2 ، على الترتيب. وباستخدام رموز الفقرة (٧-١) فإن تبايني العينتين هما:

$$s_1^2 = \frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{n_1 - 1} \quad (1.69a)$$

$$s_2^2 = \frac{\sum (Z_i - \bar{Z})^2}{n_2 - 1} \quad (1.69b)$$

جدول (١ - ٣). قواعد القرار لاختبارات حول تباين مجتمع طبيعي σ^2	
البدائل	قاعدة القرار
(أ)	
$H_0: \sigma^2 = \sigma_0^2$ $H_a: \sigma^2 \neq \sigma_0^2$	إذا كان $\chi^2(\alpha/2; n-1) \leq \frac{(n-1)s^2}{\sigma_0^2} \leq \chi^2(1-\alpha/2; n-1)$ استنتج H_0 وفيما عدا ذلك استنتج H_a
(ب)	
$H_0: \sigma^2 \geq \sigma_0^2$ $H_a: \sigma^2 < \sigma_0^2$	إذا كان $\frac{(n-1)s^2}{\sigma_0^2} \geq \chi^2(\alpha; n-1)$ استنتج H_0 إذا كان $\frac{(n-1)s^2}{\sigma_0^2} < \chi^2(\alpha; n-1)$ استنتج H_a
(ج)	
$H_0: \sigma^2 \leq \sigma_0^2$ $H_a: \sigma^2 > \sigma_0^2$	إذا كان $\frac{(n-1)s^2}{\sigma_0^2} \leq \chi^2(1-\alpha; n-1)$ استنتج H_0 إذا كان $\frac{(n-1)s^2}{\sigma_0^2} > \chi^2(1-\alpha; n-1)$ استنتج H_a

ولدينا:

$$\frac{s_1^2}{\sigma_1^2} + \frac{s_2^2}{\sigma_2^2} \text{ يتوزع وفق } F(n_1 - 1, n_2 - 1) \text{ عندما} \quad (1.70)$$

تكون العينتان المستقلتان من مجتمعين طبيعيين.

تقدير فترة

نحصل على حد ثقة أدنى L وحد ثقة أعلى U لـ $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$ بمعامل ثقة $1-\alpha$ من

استخدام العلاقة (1.70):

$$L = \frac{s_1^2}{s_2^2} \left[\frac{1}{F(1-\alpha/2; n_1-1, n_2-1)} \right]$$

$$U = \frac{s_1^2}{s_2^2} \left[\frac{1}{F(\alpha/2; n_1-1, n_2-1)} \right] \quad (1.71)$$

جدول (٤-١). قواعد القرار لاختبارات حول تباين σ_1^2, σ_2^2 لمجمعين طبيعيي - عينات مستقلة

البدائل	قاعدة القرار
	(أ)
$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ $H_a: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$	<p>إذا كان $F(\alpha/2; n_1-1, n_2-1) \leq \frac{s_1^2}{s_2^2}$</p> <p>$\leq F(1-\alpha/2; n_1-1, n_2-1)$</p> <p>استنتج H_0 وفيما عدا ذلك استنتج H_a</p>
	(ب)
$H_0: \sigma_1^2 \geq \sigma_2^2$ $H_a: \sigma_1^2 < \sigma_2^2$	<p>إذا كان $\frac{s_1^2}{s_2^2} \geq F(\alpha; n_1-1, n_2-1)$ استنتج H_0</p> <p>إذا كان $\frac{s_1^2}{s_2^2} < F(\alpha; n_1-1, n_2-1)$ استنتج H_a</p>
	(ج)
$H_0: \sigma_1^2 \leq \sigma_2^2$ $H_a: \sigma_1^2 > \sigma_2^2$	<p>إذا كان $\frac{s_1^2}{s_2^2} \leq F(1-\alpha; n_1-1, n_2-1)$ استنتج H_0</p> <p>إذا كان $\frac{s_1^2}{s_2^2} > F(1-\alpha; n_1-1, n_2-1)$ استنتج H_a</p>

مثال (٩). أوجد 90 بالمائة فترة ثقة لـ σ_1^2 / σ_2^2 في حالة البيانات التالية:

$$n_1 = 16 \quad n_2 = 21$$

$$s_1^2 = 54.2 \quad s_2^2 = 17.8$$

لدينا:

$$F(0.05; 15, 20) = 1 / F(0.95; 20, 15) = 1 / 2.33 = .429$$

$$F(0.95; 15, 20) = 2.20$$

$$1.4 = \frac{54.2}{17.8} \left(\frac{1}{2.20} \right) \leq \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} \leq \frac{54.2}{17.8} \left(\frac{1}{.429} \right) = 7.1$$

اختبارات

يمكن وضع اختبارات وحيدة الجانب وثنائية الجانب حول σ_1^2 / σ_2^2 بالاستفادة من (1.70). ويحوي الجدول (١-٤) قواعد القرار لكل من الحالات الثلاث الممكنة مع إبقاء مخاطرة التورط بخطأ من النوع الأول عند α .
مثال (١٠). اختر بين البدائل:

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$$

$$H_a: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$$

مقيدا α عند 0.02 ومستخدمنا بيانات المثال (٩).

لدينا:

$$F(.01; 15, 20) = 1 / F(.99; 20, 15) = 1 / 3.37 = .297$$

$$F(.99; 15, 20) = 3.09$$

وبالتالي فإن قاعدة القرار هي: إذا كانت $3.09 \leq \frac{s_1^2}{s_2^2} \leq .297$ استنتج H_0 ، خلاف

ذلك قرر H_a .

وحيث إن $\frac{s_1^2}{s_2^2} = 54.2 / 17.8 = 3.04$ فإننا نستنتج H_0 .

الاسم الأول

الانحدار الخطي البسيط

- الانحدار الخطي بمتغير مستقل واحد
- استقراءات في تحليل الانحدار
- تشخيصات وتدابير علاجية
- استقراءات متزامنة ومواضيع أخرى في تحليل الانحدار
- طريقة المصفوفة في تحليل الانحدار خطي بسيط

الانحدار الخطي بمتغير مستقل واحد

تحليل الانحدار هو أداة إحصائية تستفيد من العلاقة بين متغيرين كميّين أو أكثر للتنبؤ بأحد المتغيرات استناداً إلى قيم المتغير أو المتغيرات الأخرى. فمثلاً إذا علمنا العلاقة بين مصروفات الدعاية وبين المبيعات، فيمكننا الاستفادة من تحليل الانحدار للتنبؤ بالمبيعات حالما تتوفر لنا قيمة نفقات الدعاية.

في القسم الأول من هذا الكتاب نتبنى تحليل الانحدار عند استخدام متغير واحد للتنبؤ بالمتغير قيد الاهتمام. وفي هذا الفصل بالتحديد، سوف نتناول الأفكار الأساسية لتحليل الانحدار وناقش تقدير معالم نموذج الانحدار.

(١-٢) العلاقات بين المتغيرات.

مفهوم العلاقة بين متغيرين، مثل نفقات السكن لأسرة ودخل الأسرة هو مفهوم مألوف. وسوف نميز بين *علاقة دالة* و*علاقة إحصائية* ونتعرض لكل منهما بدورها.

العلاقات الدالية بين متغيرين

يعبر عن العلاقة الدالية بين متغيرين بصيغة رياضية. فإذا كان X المتغير المستقل، و Y المتغير التابع، فإن العلاقة الدالية تكون من الشكل:

$$Y = f(X)$$

وإذا أعطيت قيمة معينة لـ X فإن الدالة f تشير إلى قيمة Y المقابلة.

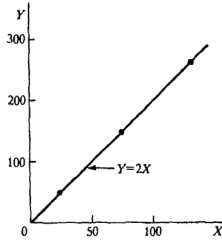
مثال. اعتبر العلاقة بين قيمة المبيعات بالدولارات (Y) لسلعة تباع بسعر محدد وعدد الوحدات المباعة (X). إذا كان سعر البيع \$2 للوحدة، فيعبر عن العلاقة بين X و Y بالمعادلة:

$$Y = 2X$$

ويعثل الشكل (١-٢) هذه العلاقة الدالية.

شكل (١-٢) مثال لعلاقة دالية

القيمة بالدولارات



عدد الوحدات المباعة

فيما يلي عدد الوحدات المباعة والمبيعات بالدولار خلال الفترات الثلاث السابقة (حيث بقي سعر الوحدة ثابتا عند \$2):

الفترة	عدد الوحدات المباعة	القيمة بالدولارات
1	75	\$150
2	25	\$50
3	130	\$260

مثّلت هذه القيم أيضا في الشكل (١-٢). لاحظ أنها جميعا وقعت مباشرة على خط العلاقة الدالية. وهذه خاصية مميزة لجميع العلاقات الدالية.

العلاقة الإحصائية بين متغيرين

على عكس العلاقة الدالية فالعلاقة الإحصائية ليست تماما دالة. وبوجه عام، لاتقع مشاهدات الدالة الإحصائية تماما على منحنى العلاقة بينهما.

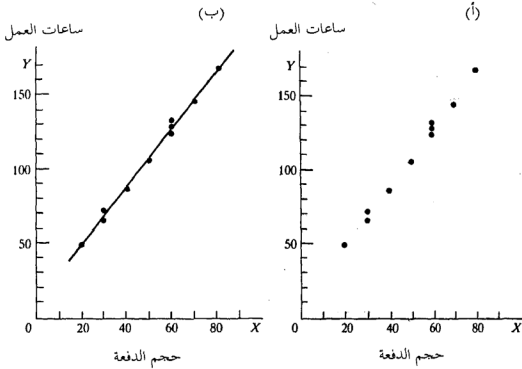
مثال (١). تصنع شركة ويستود قطع غيار معينة على شكل دفعات شهرية. وتختلف في حجمها تبعاً لتذبذب الطلبات ويحوي الجدول (٢-١) صفحة (٤٦) بيانات عن حجم الدفعات وعدد ساعات العمل لعشر دفعات متتالية حديثة أُنتجت تحت شروط إنتاج متشابهة. وقد رُسمت هذه البيانات في الشكل (٢-٢) أ حيث أُتخذت ساعات العمل كمتغير تابع أو استجابة Y واتخذ حجم الدفعة X متغيراً مستقلاً أو متغير تنبؤ. وقد تمَّ الرسم كما في السابق. فعلى سبيل المثال، رُسمت نتيجة أول دفعة إنتاج بحيث كان $X=30$ و $Y=73$.

من الواضح، أن الشكل (٢-٢) أ يقترح وجود علاقة بين حجم الدفعة وعدد ساعات العمل، بمعنى أنه كلما ازداد حجم الدفعة اتجه عدد ساعات العمل اللازمة إلى الازدياد. وعلى كل حال، فالعلاقة ليست علاقة تامة. ويوحى وجود نقاط مبعثرة، بأن بعض الانحرافات في عدد ساعات العمل غير مؤثر في حجم الدفعة. فمثلاً عدد الوحدات المنتجة في كل من دفعتي الإنتاج (١ و ٨) هي 30 قطعة بينما تتطلبان إلى حد ما ساعات عمل مختلفة. ونظراً لانتشار النقاط في العلاقة الإحصائية فإن الشكل (٢-٢) أ يسمى مخطط انتشار أو رسم انتشار، وبالمصطلح الإحصائي تسمى كل نقطة في شكل الانتشار محاولة (تكرار) أو حالة.

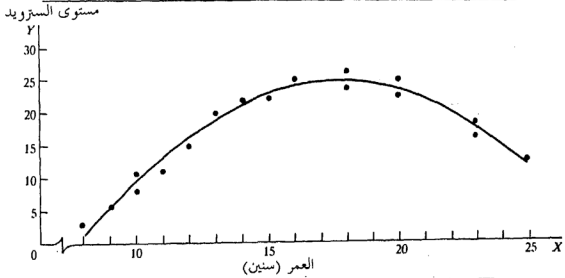
في الشكل (٢-٢) ب رسمنا خطاً لعلاقة تصف العلاقة الإحصائية بين ساعات العمل وحجم الدفعة. وتشير هذه العلاقة إلى النزعة العامة التي تتغير بموجبها ساعات العمل مع تغير حجم الدفعة. ويُلاحظ هنا عدم وقوع معظم النقاط على خط العلاقة الإحصائية تماماً. ويمثل تبعثر النقاط حول الخط التغير في عدد ساعات العمل الذي لا يُعزى إلى تغير حجم الدفعة وإنما يعتبر عادة من طبيعة عشوائية. ومع أن العلاقات الإحصائية ليست في دقة العلاقة الدالية إلا أنها ذات فوائد جمة.

مثال (٢). يمثل الشكل (٢-٣) بيانات أعمار ومستوى السقرويد في البلازما لـ 17 من الإناث المتصفات بالسمنة واللاتي تتراوح أعمارهن بين 18 و 25 سنة. وتقترح البيانات بقوة أن العلاقة الإحصائية هي علاقة منحنية (ليست خطية). وقد رُسم منحنى العلاقة الإحصائية في الشكل (٢-٣). ويتضح من المنحنى أنه كلما زاد العمر فإن مستوى السقرويد يزداد إلى أن يصل نقطة يبدأ بعدها بالهبوط. ونلاحظ أن تبعثر النقاط حول منحنى العلاقة الإحصائية هي سمة عامة لكل العلاقات الإحصائية.

شكل (٢-٢). العلاقة الإحصائية بين حجم الدفعة وعدد ساعات العمل - مثال شركة وستود.



شكل (٢-٣) علاقة إحصائية منحنية بين العمر ومستوى السزويد في الإنث السمينات بعمر 18 إلى 25 سنة.



(٢-٢) نماذج الانحدار واستخداماتها

الأصول التاريخية

إن أول من طور تحليل الانحدار هو السير فرانسيس كالتون (F. Galton) في الجزء الأخير من القرن التاسع عشر. فقد درس كالتون العلاقة بين أطوال الآباء والأبناء، ولاحظ أن أطوال أبناء آباء طوال أو قصار تبدو وكأنها "ترتد" أو "تنحدر" نحو متوسط المجموعة. واعتبر كالتون هذه النزعة رجعة إلى المتوسط. وقد طور كالتون وصفا رياضيا لهذه النزعة التراجعية يشكل الأصل التاريخي لما يُعرف اليوم بنماذج الانحدار. ويستمر مصطلح الانحدار إلى يومنا هذا كوصف لعلاقات إحصائية بين متغيرات.

مفاهيم أساسية

إن نموذج الانحدار ماهو إلا وسيلة رسمية للتعبير عن عنصرين أساسيين من عناصر العلاقة الإحصائية.

١- نزوع المتغير التابع Y للتغير مع المتغير المستقل X بصورة نمطية.

٢- تبعثر النقاط حول منحنى العلاقة الإحصائية.

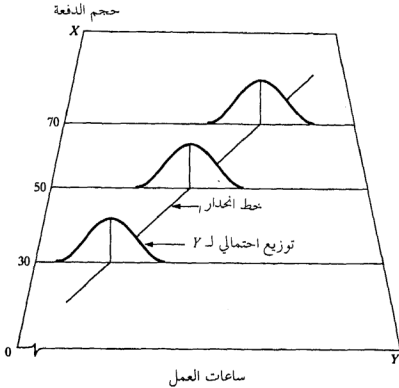
وقد تجسدت هاتان الخاصتان في نموذج الانحدار من خلال الافتراضين التاليين:

١- يوجد توزيع احتمالي للمتغير Y عند كل مستو من مستويات X .

٢- تتغير متوسطات هذه التوزيعات الاحتمالية بصورة نظامية مع تغير X .

مثال. اعتبر مرة أخرى مثال حجم الدفعات لشركة وستود. في نموذج الانحدار، نعتبر عدد ساعات العمل كمتغير عشوائي. ولكل حجم دفعة، نفترض توزيعا احتماليا Y . وبين الشكل (٢-٤) مثل ذلك التوزيع الاحتمالي المقابل لـ $X=30$. وهو حجم الدفعة الأولى في الجدول (٢-١). وننظر هنا إلى قيمة Y الفعلية وهي 73 في مثالنا في الجدول (٢-١) على أنها اختيار عشوائي من هذا التوزيع الاحتمالي.

شكل (٢ - ٤) تمثيل تصويري لنموذج انحدار خطي



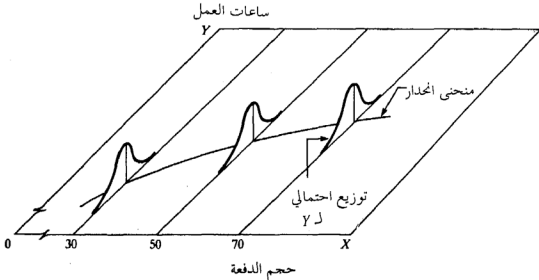
ويوضح الشكل (٢-٤) أيضا توزيعين احتماليين لـ Y يقابلان حجمي الدفعتين $X=50$ و $X=70$. لاحظ أن متوسطات هذه التوزيعات الاحتمالية لها علاقة نظامية مع مستوى X . وتسمى هذه العلاقة النظامية *دالة انحدار Y على X* . ويسمى رسم دالة الانحدار *منحني الانحدار*. لاحظ أن منحني الانحدار خطي في الشكل (٢-٤). وهذا بدوره يؤدي في مثالنا إلى أن توقع (متوسط) عدد ساعات العمل يتغير خطيا مع حجم الدفعة.

ولا يوجد بالطبع أي سبب مُسبق يستوجب ارتباط عدد ساعات العمل خطيا مع حجم الدفعة. ويوضح الشكل (٢-٥) نموذج انحدار آخر لمثالنا، دالة الانحدار فيه منحنية، ومع ازدياد حجم الدفعة X ، يعكس الشكل قيمة لـ Y أقل مما لو كانت العلاقة خطية. ويختلف الشكل (٢-٥) في توجهه عن الشكل (٢-٤) من حيث إن المحور X

والمحور Y قد رُسمًا بالطريقة التقليدية في الشكل (٢-٥)، وبينما لا يسمح هذا بوضوح لمنظر التوزيعات الاحتمالية كوضوحه في الشكل (٢-٤)، إلا أن توجّه الشكل (٢-٥) يبين منحنى الانحدار بمنظور واضح وهو ما سنستخدمه من الآن فصاعداً.

وقد تختلف نماذج الانحدار إما في شكل دالة الانحدار، كما هو الحال في الشكلين (٢-٤) و (٢-٥)، أو في شكل توزيع Y الاحتمالي أو بطرق أخرى. ومهما كان الاختلاف يبقى توزيع Y الاحتمالي عند قيمة معطاة لـ X المقابل الرياضي لظاهرة التغير التجريبي في علاقة إحصائية. وبالمثل فإن منحنى الانحدار، الذي يصف العلاقة بين متوسطات التوزيعات الاحتمالية وبين X هو، في علاقة إحصائية، التعبير الرياضي عن نزوع قيم Y إلى التغير مع قيم X بصورة نظامية.

شكل (٥-٢) تمثيل تصويري لنموذج الحدار منحنى



ملاحظة

التعبير عن X على أنه "متغير مستقل" أو "متغير تنبؤ"، والتعبير عن Y على أنه "متغير تابع" أو "متغير استجابة" هي ألقاب اصطلاحية. ولا تتضمن، في حالة معينة، أن Y تعتمد اعتماداً سببياً على X . وبصرف النظر عن قوة العلاقة الإحصائية فإن

النموذج الإحصائي لانتطوي بالضرورة على ثنائية السبب والنتيجة. وفي بعض التطبيقات يعتمد المتغير المستقل اعتمادا سببيا على متغير الاستجابة، كما هو الحال عندما تقدر درجة الحرارة (الاستجابة) من ارتفاع الرئيق (المتغير المستقل) في ميزان الحرارة. نماذج الانحدار بأكثر من متغير مستقل واحد. قد تحتوي نماذج الاحتمال على أكثر من متغير مستقل واحد.

١- في تطبيق لنموذج تحليل انحدار تناول 67 مكتبا فرعيا من مكاتب "السلسلة المالية للمستهلك" اتخذت "تكلفة التشغيل المباشرة" للسنه المنتهية كمتغير استجابة. ويوجد أربعة متغيرات مستقلة هي متوسط حجم القروض غير المدفوعة خلال السنه، ومتوسط عدد القروض غير المدفوعة، والعدد الكلي لطلبات القروض المقدمة، والمؤشر القياسي لسلم الرواتب.

٢- في دراسة تناولت شراء محارث آلي كان حجم المحارث المشتراة (مقاسا بعدد الأحصنة)، من منطقة بيع لشركة للمعدات الزراعية، هو متغير الاستجابة. وهناك تسعة متغيرات مستقلة تتضمن متوسط عمر المحارث في مزارع المنطقة، وعدد المزارع في المنطقة، ومؤشر كمي لإنتاج المحاصيل في المنطقة.

٣- في دراسة طبية عن قصار الأطفال، كان مستوى الذروة لبلازما هرمون النمو هو متغير الاستجابة. ويوجد أربعة عشر متغيرا مستقلا تتضمن العمر والجنس والطول والوزن وعشرة قياسات تحت الجلد.

عندما يكون هناك أكثر من متغير مستقل، فينبغي تعميم الخواص المثلثة في الشكلين (٢-٤) و(٥-٢) إلى عدد أكبر من الأبعاد. فعلى سبيل المثال، يفترض نموذج الانحدار وجود توزيع احتمالي للمتغير لـ Y من أجل كل مركب (X_1, X_2) من مستويات المتغيرين المستقلين، ويمثل سطح الانحدار عندئذ، العلاقة النظامية بين متوسطات هذه التوزيعات الاحتمالية والمتغيرين المستقلين X_1 و X_2 .

بناء نماذج الانحدار

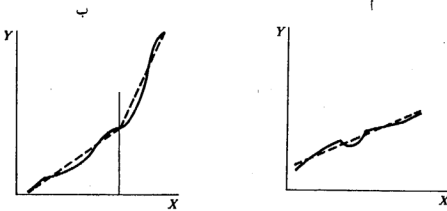
اختيار المتغيرات المستقلة. بما أنه ينبغي لنا، عند بنائنا النماذج، اختزال الواقع الفعلي إلى جزء طيع منه، يمكن التعامل معه، فينبغي أن يقتصر نموذج الانحدار لأي

مسألة ندرسها على عدد محدود من المتغيرات المستقلة. ولذلك فإن المشكلة الأساسية تكمن في اختيار مجموعة من المتغيرات المستقلة لنموذج الانحدار يمكن أن توصف، بمعنى ما، أنها، ولأغراض التحليل، متغيرات جيدة. والعامل الرئيس في اختيار متغير مستقل هو مدى مساهمته في تخفيض ماتبقى من التغير في Y ، بعد أن تكون مساهمات متغيرات أخرى، ثم مبدئيا اختيارها إلى النموذج، قد أخذت في الاعتبار. ومن العوامل الأخرى تأتي أهمية المتغير كعامل سببي في العملية موضع التحليل. ودرجة الدقة، وسرعة الحصول على مشاهدات المتغير، وتكلفتها، مقارنة بمتغيرات أخرى منافسة. وكذلك إمكانية وضع المتغير تحت إدارة المحرّب. وسوف نناقش في الفصل الثاني عشر أساليب ومشاكل اختيار المتغيرات المستقلة التي يتضمنها نموذج الانحدار.

الشكل الدالي لعلاقة الانحدار. يرتبط اختيار الشكل الدالي لمعادلة الانحدار باختيار المتغيرات المستقلة. ففي بعض الأحيان يمكن أن تشير المعرفة النظرية المتسيرة إلى الشكل الدالي. فعلى سبيل المثال، قد تشير نظرية التعلم إلى أن دالة الانحدار التي تربط تكلفة وحدة إنتاج بعدد مرات إنتاجها سابقا، ينبغي لها أن تتخذ شكلا محددا بخواص مقاربة معينة. وفي الغالب - على كل حال - لا يكون الشكل الدالي لعلاقة الانحدار معروفا سلفا، ولا بد من اتخاذ قرار بشأنها حالما يتم جمع البيانات وتحليلها. وهكذا استخدمت، في الغالب، علاقات انحدار خطية وتربيعية كتقريبات أولية مرضية لدوال انحدار من طبيعة غير معروفة. وفي الحقيقة يمكن استخدام هذه الأنواع البسيطة من دوال الانحدار حتى لو كانت النظرية تجهّزنا بالشكل الدالي المناسب، خاصة عندما يكون الشكل معقدا جدا، ولكن يمكن تقريبه بشكل معقول بدالة انحدار خطية أو تربيعية. ويوضح الشكل (٢-٦) أ حالة دالة انحدار معقدة وتقريبها بانحدار خطي معقول. ويقدم الشكل (٢-٦) ب مثالا لإمكانية استخدام دالتي انحدار خطيتين، واحدة تلو الأخرى، لتقريب دالة انحدار معقدة.

مجال النموذج. عند صياغة نموذج انحدار، نحتاج عادة إلى تقييد تغطية النموذج بحيث تقتصر على فترة أو منطقة من القيم للمتغير أو المتغيرات المستقلة. ويتحدد المجال من خلال تصميم الدراسة أو من خلال مدى البيانات المتوفرة. فمثلاً، قد تدرس شركة تأثير السعر على حجم المبيعات من خلال ستة تسعيرات تبدأ من \$4.95 إلى \$6.95 ويتحدد مجال النموذج هنا بين مايقارب \$5 إلى مايقارب \$7. وقد يعاني شكل دالة الانحدار من شكل كبير خارج هذا المدى على وجه الخصوص ذلك لأن الدراسة لاتقدم أية دلائل عن طبيعة العلاقة الإحصائية تحت \$4.95 أو فوق \$6.95.

شكل (٢ - ٦). استخدام دوال الانحدار الخطي لتقريب دوال المخدات معقدة



استخدامات تحليل الانحدار

يخدم تحليل الانحدار ثلاثة أغراض رئيسة (١) الوصف، (٢) السيطرة و (٣) التنبؤ، كما وُضِّح في الأمثلة الثلاثة المذكورة سابقاً. فمثال شراء الحراشات يخدم الوصف. وتخدم دراسة تكاليف تشغيل المكاتب الفرعية هدف السيطرة الإدارية، حيث استطاعت الإدارة من خلال تطوير علاقات إحصائية بين التكاليف والمتغيرات المستقلة في النظام، وضع معايير للتكلفة لكل مكتب فرعي من مكاتب الشركة. وكان التنبؤ هو الهدف من الدراسة الطبية للأطفال القصار إذ استطاع الإكلينيكيون استخدام

العلاقة الإحصائية للتنبؤ بنقص هرمون النمو في الأطفال القصار مستخدمين قياسات بسيطة تمت على الأطفال.

وتتداخل الأغراض المتعددة لتحليل الانحدار في الواقع العملي. ويجهزنا مثال حجم الدفعة لشركة وستود بأحد الحالات. إن معرفة العلاقة بين حجم الدفعة وبين عدد ساعات العمل في فترات إنتاج سابقة تسمح للإدارة بالتنبؤ بساعات العمل اللازمة لفترة إنتاج مقبلة يُعرف فيها حجم الدفعة، وذلك لأغراض تقدير الكلفة وجدولة الإنتاج. وبعد إكمال دورة الإنتاج تستطيع الإدارة مقارنة ساعات العمل الحقيقية بالساعات المتنبأ بها لفرض السيطرة الإدارية.

(٣-٢) نموذج الانحدار بتوزيع غير معروف لحد الخطأ

عبارة رسمية للنموذج

في القسم الأول من هذا الكتاب، نعتبر نموذج الانحدار أساسي، بتغير مستقل واحد و دالة انحدار خطية. ويمكن عرض النموذج كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

حيث:

Y_i قيمة متغير الاستجابة في التكرار i

β_0 و β_1 معلمتان

X_i ثابت معلوم، ونقص، قيمة المتغير المستقل في التكرار i

ε_i حد خطأ عشوائي متوسطه $E(\varepsilon_i)$ وتباينه $\sigma^2 = \sigma^2(\varepsilon_i)$ و ε_i غير مرتبطين.

أي أن $\text{cov}\{\varepsilon_i, \varepsilon_j\} = 0$ لكل $i \neq j$ ، $i = 1, \dots, n$

يقال عن نموذج الانحدار (2.1) أنه بسيط، وخطي في المعالم وخطي في المتغير المستقل. فهو بسيط لأنه يستخدم متغيراً مستقلاً واحداً فقط، و "خطي المعالم" لأنه لا تظهر أي معلمة كأس أو مضروبة، معلمة أخرى أو مقسومة على معلمة أخرى، و "خطي في المتغير المستقل" لأن هذا المتغير لا يظهر إلا مرفوعاً للأس واحد. ويسمى النموذج الخطي في المعالم والخطي في المتغير المستقل نموذجاً من المرتبة الأولى أيضاً.

سمات مهمة للنموذج

١- القيمة المشاهدة لـ Y في التجربة i هي مجموع مركبتين (١) الحد الثابت.

$\beta_0 + \beta_1 X_i$ و (٢) الحد العشوائي ε_i . وبالتالي يكون Y_i متغيراً عشوائياً.

٢- بما أن $E(\varepsilon_i) = 0$ فإنه يتبع من (1.13c) أن:

$$E\{Y_i\} = E\{\beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_i + E\{\varepsilon_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_i$$

لاحظ أن $\beta_0 + \beta_1 X_i$ يلعب دور الثابت a في النظرية (1.13c).

وهكذا تأتي الاستجابة Y_i ، عندما يكون مستوى X في التجربة i هو X_i ،

من توزيع احتمالي توقعه:

$$E\{Y_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_i \quad (2.2)$$

ومن ثم نعلم أن دالة الانحدار للنموذج (2.1) هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X \quad (2.3)$$

ذلك لأن دالة الانحدار تربط متوسطات توزيعات Y الاحتمالية الموافقة لقيم

معطاة لـ X . بمستوى X .

٣ - تتجاوز قيمة Y التي شوهدت في التجربة i قيمة دالة الانحدار، أو تقل عنها،

بحدّ خطأ قدره ε_i .

٤ - يُفترض لحد الخطأ ε_i تباين ثابت σ^2 . ويتبع عن ذلك أن للاستجابات

التباين الثابت نفسه:

$$\sigma^2\{Y_i\} = \sigma^2 \quad (2.4)$$

فمن النظرية (1.16a) لدينا:

$$\sigma^2\{\beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i\} = \sigma^2\{\varepsilon_i\} = \sigma^2$$

وهكذا يفترض نموذج الانحدار (2.1) أن لتوزيعات Y الاحتمالية التباين σ

نفسه، وذلك بغض النظر عن مستوى المتغير المستقل X .

٥ - يُفترض أن حدود الخطأ غير مرتبطة. لذا لا تؤثر نتيجة أي تكرار للتجربة

على حد الخطأ لتكرار آخر، من حيث كونه موجبا أم سالبا، صغيرا أم كبيرا. وبما أن

حدي الخطأ ε_i و ε_j غير مرتبطين فإن الاستجابتين Y_i و Y_j غير مرتبطتين.

٦ - والخلاصة، يتضمن نموذج الانحدار (2.1) أن مشاهدات متغير الاستجابة

تأتي من توزيعات احتمالية توقعاتها $E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_i$ ، وتبايناتها σ^2 هي نفسها

لكل مستويات X ، بالإضافة إلى كون أي مشاهدين Y_i و Y_j غير مرتبطتين.

مثال.

نفترض أن نموذج الانحدار (2.1) قابل للتطبيق على حجم الدفعة في مثال

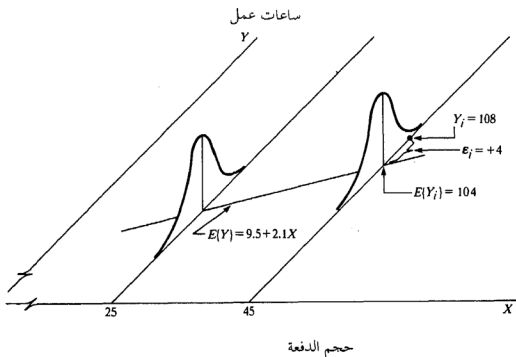
شركة وستود وهو كما يلي:

$$Y_i = 9.5 + 2.1X_i + \varepsilon_i$$

ويتضمن الشكل (٧-٢) تمثيلاً لدالة الانحدار:

$$E(Y) = 9.5 + 2.1X$$

شكل (٧-٢). توضيح لنموذج الانحدار الخطي (2.1)



نفترض أن التكرار i أنتج دفعة حجمها $X_i = 45$ وحدة، وكان عدد ساعات العمل

الحقيقية $Y_i = 108$. ففي هذه الحالة تكون قيمة حد الخطأ $\varepsilon_i = +4$ ، ذلك لأن:

$$E\{Y_i\} = 9.5 + 2.1(45) = 104$$

و:

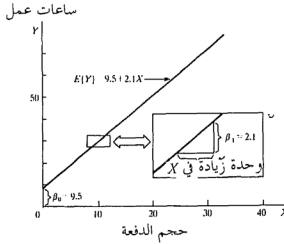
$$Y_i = 108 = 104 + 4$$

ويعرض الشكل (٧-٢) توزيع Y الاحتمالي عندما $X = 45$ ، ويشير إلى الموقع من هذا التوزيع الذي جاءت منه الملاحظة $Y_i = 108$. ونلاحظ ثانية أن الحد الخطأ هو ببساطة انحراف Y_i عن قيمته المتوسطة $E\{Y_i\}$.
ويعرض الشكل (٧-٢) أيضا توزيع Y الاحتمالي عندما $X = 25$. لاحظ أن هذا التوزيع يُظهر نفس تشتت التوزيع الاحتمالي عندما $X = 45$ ، وذلك امتثالا لمتطلبات نموذج الانحدار (2.1).

معاني معالم الانحدار

تسمى المعالم β_0 و β_1 في نموذج الانحدار (2.1) معاملات الانحدار. وتشير β_1 ، وهي ميل خط الانحدار إلى التغير في متوسط توزيع Y الاحتمالي لكل وحدة زيادة في X . والمعلمة β_0 هي التقاطع الصادي لخط الانحدار. إذا تضمن مدى النموذج القيمة $X = 0$ ، فإن β_0 تعطي متوسط توزيع Y الاحتمالي عند $X = 0$. وليس للمعلمة β_0 أي تفسير خاص بها كحد منفصل في نموذج الانحدار إذا لم يتضمن مجاله القيمة $X = 0$.

شكل (٨-٢) معنى معلمتي نموذج الحدار خطي بسيط



مثال. يعرض الشكل (٨-٢) دالة الانحدار:

$$E\{Y\} = 9.5 + 2.1X$$

لحجم الدفعة في مثال شركة وستود السابق. ويشير الميل $\beta_1 = 2.1$ إلى أن زيادة وحدة واحدة في حجم الدفعة يقود إلى زيادة 2.1 ساعة عمل في متوسط توزيع Y الاحتمالي.

ويشير الجزء المقطوع $\beta_0 = 9.5$ إلى قيمة دالة الانحدار عند $X = 0$. ومع ذلك فإن β_0 لا تحمل لذاتها معنى جوهريا باعتبار أن نموذج الانحدار الخطي قد وُضع ليُطبق على دفعات تتراوح أحجامها بين 20 إلى 80 وحدة. وعلى وجه الخصوص فإنها لا تشير بالضرورة إلى المتوسط الزمني عند بدء العملية (متوسط عدد ساعات العمل قبل بداية الإنتاج الفعلي). ولربما تطلب الأمر استخدام نموذج انحدار منحني، مع قيمة β_0 مختلفة عن القيمة المستخدمة في النموذج الخطي، إذا ما أريد تمديد مجال النموذج إلى دفعات يصل حجمها إلى الصفر.

صور بديلة لنموذج الانحدار

من الملائم في بعض الأحيان كتابة (2.1) بأشكال مختلفة بعض الشيء ولكنها متكافئة. ليكن X_0 متغير دمية مطابقا ومساويا للواحد. وعندئذ يمكن كتابة (2.1) كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 X_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad \text{حيث } X_0 \equiv 1 \quad (2.5)$$

واستخدام الانحراف $X_i - \bar{X}$ كمتغير مستقل بدلا من X_i يعطي بديلا آخر مفيدا في بعض الأحيان. ولإبقاء (2.1) على ما هو عليه، نحتاج إلى كتابة:

$$\begin{aligned} Y_i &= \beta_0 + \beta_1 (X_i - \bar{X}) + \beta_1 \bar{X} + \varepsilon_i \\ &= (\beta_0 + \beta_1 \bar{X}) + \beta_1 (X_i - \bar{X}) + \varepsilon_i \\ &= \beta_0^* + \beta_1 (X_i - \bar{X}) + \varepsilon_i \end{aligned}$$

وهكذا تكون النسخة البديلة للنموذج:

$$Y_i = \beta_0^* + \beta_1 (X_i - \bar{X}) + \varepsilon_i \quad (2.6)$$

حيث:

$$\beta_0^* = \beta_0 + \beta_1 \bar{X} \quad (2.6a)$$

وسنستخدم النماذج (2.1)، (2.5) و (2.6) بالتبادل وفق ما تمليه المناسبة.

(٤-٢) بيانات تحليل الانحدار

عادة، لا نعرف قيم معالم الانحدار β_0 و β_1 في نموذج الانحدار (2.1). ونحتاج إلى تقديرهما من بيانات مناسبة. وفي الحقيقة، وكما ذكرنا سابقا، ليس لدينا في

معظم الأحيان، معرفة مسبقة وكافية عن المتغيرات المستقلة المناسبة، وعن الشكل الدالّي لعلاقة الانحدار، (مثلاً، خطية أو منحنية) ونحتاج إلى الاعتماد على خواص مميزة للبيانات كي نطور نموذج الانحدار المناسب. ويمكن الحصول على بيانات لتحليل الانحدار بطرق غير تجريبية وتجريبية وسوف نتطرق لكل منهما بدوره.

بيانات الملاحظة

بيانات الملاحظة هي بيانات غير تجريبية. حيث نحصل على بيانات من هذا القبيل بدون السيطرة على المتغير (المتغيرات) المستقل (المستقلة) موضع الاهتمام. فمثلاً، رغب مسؤولو شركة دراسة العلاقة بين عمر المستخدم X وعدد أيام المرض Y خلال السنة الماضية. فاستخدموا لتحليل الانحدار بيانات تم الحصول عليها من الملفات الشخصية، وبيانات كهذه هي بيانات ملاحظة. إذ لا يمكن السيطرة على المتغير المستقل.

وقد اعتمدت شركة وستود في مثال حجم الدفعة المذكور سابقاً على بيانات تاريخية. وهذه أيضاً بيانات ملاحظة، حيث يتحدد حجم الدفعات وفقاً للطلب على المنتج ولم تتحكم به شروط تجريبية.

وفي معظم الأحيان يستند تحليل الانحدار على بيانات ملاحظة لأنه لا يمكننا في الغالب، القيام بتجارب نتحكم في مسارها. وفي مثال منسوبي الشركة، على سبيل المثال، ليس بالإمكان السيطرة على العمر بتخصيص أعمار للأشخاص.

ومن العيوب الرئيسة لبيانات الملاحظة أنها لا تزودنا بمعلومات كافية عن العلاقات بين السبب والتأثير. فمثلاً قد لا تعني العلاقة الإيجابية بين عمر المستخدم وعدد أيام المرض في مثال أفراد الشركة أن عدد أيام المرض هو التاج المباشر للعمر. فربما كان مستخدمو الشركة الشباب يعملون أساساً في الخارج في حين يعمل المستخدمون الكبار، عادة، في الداخل، ويتحمل مكان العمل المسؤولية الأهم في عدد أيام المرض.

وحينما يعتمد تحليل الانحدار، نقوم به لأغراض وصفية، على بيانات مشاهدة فإنه ينبغي تقصّي ما إذا كانت هناك متغيرات مستقلة غير المتغيرات المعتمدة في النموذج، يمكنها أن تفسر بصورة أفضل علاقات سبب وتأثير.

بيانات تجريبية

وكثيرا ما يمكن إجراء تجربة نتحكم فيها لتزودنا ببيانات تمكّننا من تقدير معالم الانحدار. افترض، مثلا، أن شركة تأمين ترغب في دراسة العلاقة بين إنتاجية محلّليها في معالجة الدعاوى وبين مدة التدريب. وتستخدم الدراسة ثمانية محلّلين. نختار ثلاثة منهم بصورة عشوائية ليعملوا لمدة أسبوعين واثنتين لثلاثة أسابيع وثلاثة لخمسة أسابيع. ثم نشاهد إنتاجيتهم خلال الأسابيع العشرة التالية. والبيانات التي نحصل عليها ستكون بيانات تجريبية لأن نوعا من السيطرة قد مورس على المتغير المستقل وهو طول فترة التدريب.

وعندما تُمارس القيود على المتغير (المتغيرات) المستقل (المستقلة) من خلال تخصيص عشوائي، كما هو في مثال دراسة الإنتاجية، فإن البيانات التجريبية الناتجة تزودنا بمعلومات أقوى بكثير عن علاقات السبب والتأثير من تلك التي توفرها بيانات الملاحظة. والسبب في ذلك يعود إلى أن العشوائية تتولى موازنة تأثيرات المتغيرات الأخرى التي يمكن أن تؤثر في المتغير التابع، مثل تأثير استعدادات المستخدم على الإنتاجية.

وفي مصطلحات تصميم التجارب، تُسمّى فترة التدريب المخصصة للمحلّل في مثال دراسة الإنتاجية معالجة. ويُسمى المحللون المشاركون في الدراسة *الوحدات التجريبية*. وعندئذٍ تتمثل السيطرة على المتغيرات المستقل بتخصيص معالجة لكل وحدة تجريبية بطرق عشوائية.

تصميم تام العشوائية

التصميم تام العشوائية هو النوع الأساسي في التصميم الإحصائي المتعلق بعملية تخصيص المعالجات عشوائيا للوحدات التجريبية (والعكس بالعكس). ووفق هذا التصميم، يتم التخصيص بالكامل عشوائيا. وتمنح هذه العشوائية التامة كل وحدة

تجريبية الفرصة نفسها في تلقّي أي من المعالجات، أو بصورة مكافئة، يكون لجميع الاختيارات الممكنة من الوحدات التجريبية التي حُصِّصت لمعالجات مختلفة، الفرصة نفسها. وعلى وجه الخصوص، يكون التصميم تام العشوائية مفيداً عندما تكون الوحدات التجريبية متجانسة إلى حد كبير. وهذا التصميم مرّن جداً، ويلتزم أي عدد من المعالجات، ويسمح بأحجام عينات مختلفة لمعالجات مختلفة. وعيبه الرئيس هو أنه عندما تكون الوحدات التجريبية غير متجانسة، فلا يكون هذا التصميم فعالاً بالمقارنة مع تصاميم إحصائية أخرى.

استخدام جدول الأرقام العشوائية أو مولد الأرقام العشوائية المنتظم للتعشية. تتطلب التعشية في تصميم تام العشوائية أن تأخذ الوحدات التجريبية (أو المعالجات) مواقعها وفق ترتيب عشوائي. ولتوضيح ذلك، لنعد ثانية إلى مثال دراسة الإنتاجية، فلدينا هنا ثلاث معالجات (T_1 - تدريب لأسبوعين، T_2 - تدريب لثلاثة أسابيع و T_3 - تدريب لخمسة أسابيع) وتضم الدراسة ثمانية محلّين بحيث يُخصّص $n_1 = 3$ للمعالجة T_1 ، ويُخصّص $n_2 = 2$ للمعالجة T_2 ، ويُخصّص $n_3 = 3$ للمعالجة T_3 . والحالة إذن هي كما يلي:

$$T_1, T_2, T_3 \quad \text{المعالجات}$$

$$n_1 = 3, n_2 = 2, n_3 = 3 \quad \text{حجوم العينات}$$

والآن نضع لائحة (بترتيب اختياري) بالمعالجات المراد تخصيصها للمحلّين

الثمانية:

$$T_1 \quad T_1 \quad T_1 \quad T_2 \quad T_2 \quad T_3 \quad T_3 \quad T_3$$

ولتعشية المعالجات على الوحدات التجريبية، نرقم المحللين من 1 إلى 8. وبالتالي

نحتاج إلى الحصول على ترتيبات أو تباديل عشوائية للأرقام 1، 2، ...، 8. نقوم بذلك بالاستفادة إما من جدول للأرقام العشوائية ومن مولد الأرقام العشوائية المنتظم. في

البداية نضع الأرقام الثمانية في تسلسلها الطبيعي:

$$8 \quad 7 \quad 6 \quad 5 \quad 4 \quad 3 \quad 2 \quad 1$$

وبعد ذلك نولد ثمانية أعداد عشوائية بين 000 و 999 (استخدمنا أعدادا ذات ثلاث مراتب لجعل احتمال تكرار العدد نفسه (صغيرا) ونكتبها فوق الأرقام 1 إلى 8، وحدث أن كانت الأرقام المولدة كما يلي:

263	107	362	279	084	349	325	737
8	7	6	5	4	3	2	1

والآن نرتب أزواج الأرقام وفق القيم المتصاعدة للأعداد العشوائية:

737	362	349	325	279	263	107	084
1	6	3	2	5	8	7	4

وهكذا نحصل على التخصيص العشوائي التالي للمحللين الثمانية على المعالجات

الثلاث:

المحلل: 1 6 3 2 5 8 7 4

المعالجة: T_3 T_3 T_3 T_2 T_2 T_1 T_1 T_1

وبذلك يتلقى المحللون 4، 7 و 8 المعالجة T_1 (تدريب أسبوعين) وهكذا.

وإذا تكرر الحصول على العدد العشوائي نفسه، فباستطاعتنا اختيار أو توليد

عدد عشوائي آخر كبديل عن العدد المكرر.

(٢ - ٥) نظرة عامة على تحليل الانحدار

يمكن الإفادة من تحليل الانحدار المعروف في هذا الفصل والفصول التالية في بيانات مشاهدة أو في بيانات تجريبية وفق تصميم تام العشوائية. (ونستطيع الانتفاع من تحليل الانحدار في بيانات من أنواع أخرى لتصميم التجارب ولكن نماذج الانحدار المعروضة هنا تحتاج عندئذٍ إلى تعديل.) وسواء أكان البيان بيان مشاهدات أو بيانا تجريبيا، فمن الضروري أن تكون شروط نموذج الانحدار مناسبة للبيانات التي في حوزتنا.

وسوف نبدأ دراستنا لتحليل الانحدار بالاستقراء عن معالم الانحدار في نموذج الانحدار الخطي البسيط (2.1). وفي الحالة النادرة التي تتوافر فيها معلومات سابقة أو نظرية تحدد لنا، بمفردها، نموذج الانحدار المناسب تكون الاستقراءات المبنية على نموذج الانحدار هذا هي الخطوة الأولى في تحليل الانحدار. وعلى كل حال، في الحالات

الاعتيادية حيث لا نملك المعلومات الكافية لتحديد نموذج الانحدار المناسب سلفاً، تكون الدراسة الاستكشافية للبيانات الخطوة الأولى كما هو موضح في مخطط التدفق في الشكل (٩-٢). وبالاستناد على هذا التحليل الاستكشافي المبدئي يُستحدث نموذج أولي أو أكثر للانحدار. وتُفحص نماذج الانحدار هذه من حيث صلاحيتها للبيانات التي في حوزتنا ثم تُنقح أو تُستحدث نماذج جديدة حتى يقتنع الدارس بأن نموذجاً بالذات من بينها هو النموذج المناسب. وعندئذٍ فقط تتم الاستقرارات بالاستناد إلى نموذج الانحدار هذا، كالاستقرارات حول معالم الانحدار للنموذج أو تنبؤات بمشاهدات جديدة. ولأسباب تربوية، نبدأ باستقرارات على أساس أن النموذج الانحداري اعتري أخيراً أنه النموذج المناسب، وذلك قبل أن نتصدى لكيفية تطوير نموذج انحدار مناسب، ولا بد من فهم نماذج الانحدار وكيفية الاستفادة منها قبل أن يكون الدارس قادراً على فهم المسائل التي ينطوي عليها تطوير نموذج انحدار مناسب فهمها تاماً.

(٩-٢) تقدير دالة الانحدار

مثال.

سوف نستخدم مثال شركة وستود لتوضيح تقدير دالة انحدار خطية بسيطة. ويقدم الجدول (١-٢) (ص ٤٦) بيانات مشاهدة لعشر دورات إنتاجية حديثة ويتضمن حجم دورة الانتاج (X) وعدد ساعات العمل المطلوبة للدورة. وسوف نرمز للملاحظات (X, Y) في المحاولة الأولى بـ (X_1, Y_1) وفي المحاولة الثانية بـ (X_2, Y_2) وعموماً في المحاولة بـ (X_i, Y_i) حيث $i = 1, 2, \dots, n$ وفي بيانات الجدول (١-٢)، $X_1 = 30$ ، $Y_1 = 73$ وهكذا و $n = 10$.

طريقة المربعات الدنيا

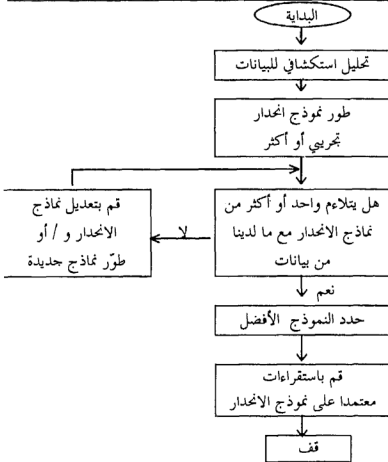
لإيجاد مقدّرات "جيدة" لمعالم الانحدار β_0 و β_1 سوف نستخدم طريقة المربعات الدنيا. ولكل مشاهدة عينة (X_i, Y_i)، تأخذ طريقة المربعات الدنيا انحراف Y_i عن قيمته المتوقعة.

$$Y_i - (\beta_0 + \beta_1 X_i) \quad (2.7)$$

على وجه الخصوص، تتطلب طريقة المربعات الدنيا اعتبار مجموع مربعات الانحرافات الـ n ويرمز هذا المعيار بـ Q :

$$Q = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 \quad (2.8)$$

شكل (٩-٢) استراتيجي نموذجي لتحليل الانحدار



و طبقا لطرق المربعات الدنيا، تكون تقديرات β_0 و β_1 تلك القيم b_0 و b_1 ، على الترتيب، التي تجعل المعيار أصغر ما يمكن، وذلك من أجل مشاهدات العينة (X_i, Y_i) المعطاة.

جدول (١-٢) بيانات حجم الدفعة وعدد ساعات العمل - مثال شركة وستود

دورة الإنتاج	حجم الدفعة	ساعات العمل
1	30	73
2	20	50
3	60	128
4	80	170
5	40	87
6	50	108
7	60	135
8	30	69
9	70	148
10	60	132

مثال. يعيد الشكل (١٠-٢) رسم انتشار بيانات العينة من الجدول (١-٢) لمثال شركة وستود. وفي الشكل (١٠-٢) ب رسم توفيقى لخط انحدار استخدمت فيه التقديرات الاختيارية.

$$b_1 = 0 \quad , \quad b_0 = 30$$

ويبين الشكل (١٠-٢) ب كذلك الانحرافات X_i لـ $Y_i - 30 - (0)X_i$ لاحظ أن كل انحراف يقابل المسافة العمودية بين Y_i والخط التوفيقى للانحدار. وواضح أن التوافق ضعيف ومن ثم فإن الانحرافات كبيرة وكذلك مربعات الانحرافات. ومجموع مربعات الانحرافات (المشاهدات مرتبة تصاعدياً) هو:

$$Q = (50 - 30)^2 + (69 - 30)^2 + \dots + (170 - 30)^2 = 77660$$

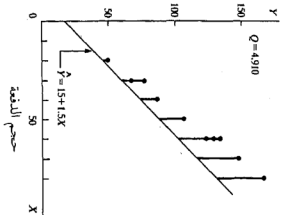
ويجوز الشكل (١٠-٢) ج الانحرافات X_i لـ $Y_i - b_0 - b_1 X_i$ من أجل التقديرات $b_0 = 15$ و $b_1 = 1.5$. التوافق، هنا، أحسن (ومع ذلك مازال دون الجيد) والانحرافات أصغر بكثير، وبالتالي هي بمجموع مربعات الانحرافات إلى $Q = 4910$. وهكذا يقابل حسن مطابقة خط الانحدار للبيانات بمجموع صغير لـ Q .

والهدف من طريقة المربعات الدنيا، هو إيجاد تقديرات b_0 و b_1 لـ β_0 و β_1 على الترتيب، يكون Q من أجلها أصغر ما يمكن. وبمعنى، ستأتي مناقشته بعد قليل، تزودنا هذه التقديرات بتوفيق "جيد" لدالة انحدار خطي.

(ج) $b_0 = 1.5, b = 1.5$

ساعات عمل

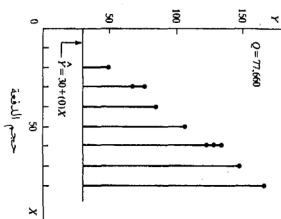
$Q = 4,910$



(ب) $b_0 = 30, b_1 = 0$

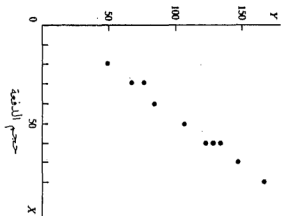
ساعات عمل

$Q = 77,660$



(١) رسم انتشار

ساعات عمل



مقدرات المربعات الدنيا. يمكن الحصول على المقدرات b_0 و b_1 ، التي تحقق قاعدة المربعات الدنيا، بطريقتين أساسيتين. في الأولى يمكن استخدام طرق البحث العددية التي تحسب بصورة متناصفة معيار المربعات الدنيا Q لتقديرات b_0 و b_1 مختلفة حتى نعر على تلك التي تجعل Q أصغر ما يمكن. وفي الطريقة الثانية نجد بأسلوب تحليلي القيم b_0 و b_1 التي تجعل Q أصغر ما يمكن. وتكون الطريقة التحليلية ممكنة عندما لا يكون النموذج معقدا من الناحية الرياضية، كما هو الحال هنا.

ويمكن إثبات أن القيم b_0 و b_1 التي تجعل Q أصغريا، لأي مجموعة محددة من بيانات عينة، تُعطى بالمعادلتين الآتيتين التاليتين:

$$\sum Y_i = nb_0 + b_1 \sum X_i \quad (2.9a)$$

$$\sum X_i Y_i = b_0 \sum X_i + b_1 \sum X_i^2 \quad (2.9b)$$

وتُسمى المعادلتان (2.9a) و (2.9b) المعادلتين الناظميتين، وتسمى b_0 و b_1 المقدرات التقطية لـ β_0 و β_1 على الترتيب.

وتُحسب الكميات $\sum X_i$ و $\sum Y_i$ وشبهاتها في (2.9) من مشاهدات العينة (X_i, Y_i) . ومن ثَمَّ يمكن حل المعادلتين معا من أجل b_0 و b_1 وكبدل آخر يمكن الحصول على b_0 و b_1 مباشرة كما يلي:

$$b_1 = \frac{\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n}}{\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n}} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (2.10a)$$

$$b_0 = \frac{1}{2} (\sum Y_i - b_1 \sum X_i) = \bar{Y} - b_1 \bar{X} \quad (2.10b)$$

حيث \bar{X} و \bar{Y} متوسطا المشاهدات X_i و Y_i على الترتيب.

ملاحظة

يمكن اشتقاق المعادلتين الناظميتين (2.9) باستخدام حساب التفاضل والتكامل. فمن أجل مشاهدات (X_i, Y_i) معطاة تكون الكمية Q في (2.8) دالة في B_0 و B_1 .

ويمكن الحصول على قيم B_0 و B_1 التي تجعل Q أصغر ما يمكن باشتقاق (2.8) جزئياً بالنسبة لـ β_0 و β_1 ، لنجد:

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta_0} = -2 \sum (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta_1} = -2 \sum X_i (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)$$

ثم نضع المشتقتين الجزئيتين مساويتين للصفر، مستخدمين b_0 و b_1 كرمزين لقيم β_0 و β_1 ، على الترتيب، اللتين تجعلان Q أصغر ما يمكن لنحصل على:

$$-2 \sum (Y_i - b_0 - b_1 X_i) = 0$$

$$-2 \sum X_i (Y_i - b_0 - b_1 X_i) = 0$$

ونحصل بالتبسيط على:

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - b_0 - b_1 X_i) = 0$$

$$\sum_{i=1}^n X_i (Y_i - b_0 - b_1 X_i) = 0$$

وبفك القوسين لدينا:

$$\sum Y_i - nb_0 - b_1 \sum X_i = 0$$

$$\sum X_i Y_i - b_0 \sum X_i - b_1 \sum X_i^2 = 0$$

ومنها نحصل على المعادلتين الناظميتين (2.9) وذلك بإعادة ترتيب الحدود.

وباختبار المشتقات الجزئية الثانية نرى أن القيمة الصغرى تتحقق عند مقدرتي

المربعات الدنيا b_0 و b_1 .

خواص مقدرات المربعات الدنيا. تعرض نظرية مهمة تسمى نظرية جياوس - ماركوف مايلي:

(2.11) تحت شروط نموذج الانحدار (2.1) تكون مقدرات المربعات الدنيا b_0 و b_1 في

(2.10) غير منحازة ولها أصغر تباين بين كافة المقدرات الخطية غير المنحازة.

وتصرح هذه النظرية، والتي سوف تُبرهن في الفصل القادم، أولاً، أن كلا من

b_0 و b_1 مقدرات غير منحازين. وهكذا نكتب:

$$E\{b_0\} = \beta_0$$

$$E\{b_1\} = \beta_1$$

ولذلك لا يميل المقدّر، ميلا منتظما، إلى التقدير بالزيادة أو التقدير بالنقصان. ثانيا، تعرض النظرية أن تباين توزيع المعاينة لـ b_0 و b_1 أقل من تباين أي من المقدرات الأخرى التي تنتمي إلى صف خاص من المقدرات. وهكذا، تكون مقدرات المربعات الدنيا أكثر إحكاما من أي من هذه المقدرات. ويتألف صف المقدرات، الذي تتصدره مقدرات المربعات الدنيا كأفضل ما فيه، من جميع المقدرات غير المنحازة والتي هي دوال خطية في المشاهدات Y_1, \dots, Y_n والمقداران b_0 و b_1 هما دالتان من هذا الصف أي دالتان خطيتان في الـ Y . اعتبر، مثلا، b_1 فلدينا من (2.10a).

$$b_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2}$$

وسنبين في الفصل الثالث أن هذه العبارة تساوي إلى:

$$b_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \sum k_i Y_i$$

$$k_i = \frac{(X_i - \bar{X})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad \text{حيث:}$$

وحيث إن الـ k_i ثوابت معروفة (لأن الـ X_i ثوابت معروفة)، يكون b_1 تركيبا خطيا في الـ Y_i ، وبالتالي فهو مقدّر خطي. وبالطريقة نفسها يمكن إثبات أن b_0 مقدّر خطي. ومن بين جميع المقدرات الخطية غير المنحازة، فإن b_0 و b_1 هما الأقل تباينا عند سحب عينات متكررة يبقى مستوى X فيها ثابتا.

مثال. لتوضيح حساب مقدرات المربعات الدنيا b_0 و b_1 سوف نستخدم مثال شركة وستود. يقدم الجدول (٢-١) بيانات العينة وهي مرسومة في الشكل (٢-١٠)أ: ويعطي الجدول (٢-٢) النتائج الأساسية المطلوبة لحساب b_0 و b_1 . ولدينا:

$$\sum X_i^2 = 28400, \quad \sum X_i Y_i = 61800, \quad \sum X_i = 500, \quad \sum Y_i = 1100$$

و $n = 10$ ونحصل من استخدام (2.10) على:

$$b_1 = \frac{\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n}}{\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n}} = \frac{61800 - \frac{500(1100)}{10}}{28400 - \frac{(500)^2}{10}} = 2.0$$

$$b_0 = \frac{1}{n}(\sum Y_i - b_1 \sum X_i) = \frac{1}{10}[1100 - 2.0(500)] = 10.0$$

وهكذا فقدرنا أن متوسط عدد ساعات العمل يزداد بـ 2.0 ساعة لكل وحدة يزدادها حجم الدفعة.

تقدير نقطي لمتوسط الاستجابة

دالة الانحدار المقدرة. إذا عُرفت مقدرات العينة b_0 و b_1 للمعلمتين في دالة الانحدار (2.3):

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X$$

فإننا نقدر دالة الانحدار كما يلي:

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X \quad (2.12)$$

حيث \hat{Y} (تُقرأ Y قبعة) هي القيمة المقدرة لدالة الانحدار عند المستوى X للمتغير المستقل.

سوف نسمي قيمة متغير الإستجابة، "استجابة"، ونسمي $E\{Y\}$ متوسط الاستجابة. وهكذا يكون متوسط الاستجابة هو متوسط التوزيع الاحتمالي لـ Y المقابل للمستوى X للمتغير المستقل، وعندئذ يكون \hat{Y} مقدراً نقطياً لمتوسط الاستجابة عندما يكون مستوى المتغير المستقل X . وكامتداداً لنظرية جساوس - ماركوف (2.11) يمكن إثبات أن \hat{Y} مقدر غير منحاز لـ $E\{Y\}$ بتباين أصغري في صف المقدرات الخطية وغير المنحازة لـ $E\{Y\}$.

وفي الحالات قيد الدراسة، سوف نسمي \hat{Y}_i حيث:

$$\hat{Y}_i = b_0 + b_1 X_i \quad i = 1, \dots, n \quad (2.13)$$

القيمة التوفيقية للملاحظة i . وهكذا ننظر الى القيمة التوفيقية \hat{Y}_i كشيء يميز عن القيمة الملحوظة.

مثال. في مثال شركة وستود، وجدنا أن مقدرات المربعات الدنيا لمعاملات الانحدار كانت:

$$b_0 = 10.0$$

$$b_1 = 2.0$$

ومن ثم فإن دالة الانحدار المقدرة هي:

$$\hat{Y} = 10.0 + 2.0X$$

جدول (٢-٢) الحسابات الأساسية للحصول على b_1 و b_0 - مثال شركة وستود

Y_i^2	X_i^2	$X_i Y_i$	X_i	Y_i	i
5329	900	2190	30	73	1
2500	400	1000	20	50	2
16384	3600	7680	60	128	3
28900	6400	13600	80	170	4
7569	1600	3480	40	87	5
11664	2500	5400	50	108	6
18225	3600	8100	60	135	7
4761	900	2070	30	69	8
21904	4900	10360	70	148	9
17424	3600	7920	60	132	10
134660	28400	61800	500	1100	المجموع

وإذا كنا نهتم بمتوسط عدد ساعات العمل عندما يكون حجم الدفعة $X=55$ فإن تقديرنا النقطي هو:

$$\hat{Y} = 10.0 + 2.0(55) = 120$$

وهكذا، نقدر أن متوسط عدد ساعات العمل للدورات إنتاج من $X=55$ وحدة هو 120. وتفسير ذلك يعني أنه إذا أنتجت دورات كثيرة حجمها 55، تحت شروط الدورات العشر في العينة، فإن متوسط زمن العمل لهذه الدورات العديدة يقارب 120 ساعة. وبالطبع، فإنه من المرجح أن يقع وقت العمل لدورة واحدة من الحجم 55 فوق أو تحت متوسط الاستجابة، وذلك بسبب خاصية التغير المتأصلة في النظام والمثلة بحد الخطأ في النموذج.

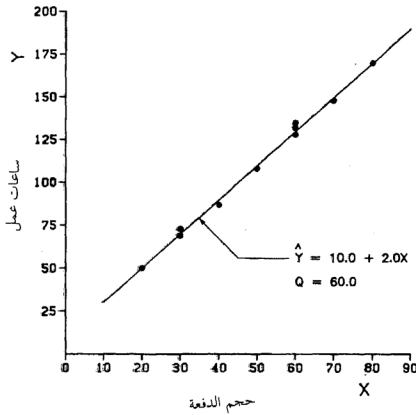
ويجوي الشكل (٢-١١) رسم حاسب آلي لدالة الانحدار المقدرة $\hat{Y} = 10.0 + 2.0X$ بالإضافة إلى البيانات الأصلية. لاحظ التحسن في توفيق خط الانحدار المربعات الدنيا مقارنة بالخطوط الكيفية في الشكل (٢-١٠). وفي الواقع سنثبت، بعد قليل، أن المعيار Q في الانحدار الخطي للمربعات الدنيا ما هو الآن إلا $Q = 60$ وهي قيمة أصغر بكثير من قيم Q لخطوط التوفيق الكيفية في الشكل (٢-١٠).

ونحصل على القيم التوفيقية لبيانات العينة بتعويض قيم X في العينة في دالة الانحدار المقدرة.. فمثلاً في عينتنا، $X_1 = 30$. وبالتالي تكون القيمة التوفيقية للملاحظة الأولى:

$$\hat{Y}_1 = 10.0 + 2.0(30) = 70$$

وتُقارن هذه مع ساعات العمل الملاحظة $Y_i = 73$. يحوي الجدول (٣-٢) (ص ٥٢) جميع القيم الملاحظة والقيم التوقعية لبيانات شركة وستود وذلك في العمودين 2 و 3 على الترتيب.

شكل (١١-٢) المشاهدات وخط انحدار المربعات الدنيا لمثال شركة وستود: $b_0 = 10.0$ و $b_1 = 2.0$



النموذج (2.6) كنموذج بديل. إذا استخدم النموذج البديل (2.6):

$$Y_i = \beta_0^* + \beta_1(X_i - \bar{X}) + \varepsilon_i$$

يبقى مقدر المربعات الدنيا b_1 لـ β_1 كما كان سابقا وباستخدام (2.10b) يكون مقدر المربعات الدنيا لـ $\beta_0^* = \beta_0 + \beta_1 \bar{X}$:

$$b_0^* = b_0 + b_1 \bar{X} = (\bar{Y} - b_1 \bar{X}) + b_1 \bar{X} = \bar{Y} \quad (2.14)$$

وبالتالي فإن معادلة الانحدار المقدرة للنموذج البديل (2.6):

$$\hat{Y} = \bar{Y} + b_1(X - \bar{X}) \quad (2.15)$$

وفي مثال شركة وستود $\bar{Y} = 1100 / 10 = 110$ و $\bar{X} = 500 / 10 = 50$ [جدول

(٢-٢)] وبالتالي يصبح الشكل البديل لدالة الانحدار المقدرة:

$$\hat{Y} = 110.0 + 2.0(X - 50)$$

ومن أجل المشاهدة الأولى في عينة $X_1 = 30$ ، نقدر متوسط الاستجابة بـ:

$$\hat{Y}_1 = 110.0 + 2.0(30 - 50) = 70$$

وهو بالطبع متطابق مع نتيجتنا السابقة.

جدول (٣-٢) القيم التوفيقية والرواسب ومربعات الرواسب - مثال شركة وستود

(٥)	(٤)	(٣)	(٢)	(١)	دورة إنتاج
مربع راسب	راسب	متوسط استجابة	ساعات عمل	حجم دفعة	i
$(Y_i - \hat{Y}_i) = e_i^2$	$Y_i - \hat{Y}_i = e_i$	مقدر	Y_i	X_i	
9	3+	70	73	30	1
0	0	50	50	20	2
4	2-	130	128	60	3
0	0	170	170	80	4
9	3+	90	87	40	5
4	2-	110	108	50	6
25	5+	130	135	60	7
1	1-	70	69	30	8
4	2-	150	148	70	9
4	2+	130	132	60	10
60	0	1,100	1,100	500	المجموع

الرواسب

الراسب e_i هو الفرق بين القيمة الملحوظة Y_i والقيمة التوفيقية المقابلة \hat{Y}_i .

وإذا رمزنا بـ e_i لهذا الراسب يمكننا كتابة:

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - b_0 - b_1 X_i \quad (2.16)$$

ويوضح الشكل (٢-١٢) الرواسب العشرة في مثال شركة وستود. وقد أوضحت أحجام الرواسب بخطوط عمودية تصل بين قيمة Y الملحوظة والقيمة التوقعية على خط الانحدار المقدّر وقد حُسبت الرواسب في العمود 4 من الجدول (٢-٣).

وينبغي لنا التمييز بين قيمة حد الخطأ في النموذج $e_i = Y_i - E\{Y_i\}$ والراسب $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$ ، فالأول يعني انحراف Y_i الرأسي عن خط الانحدار الحقيقي غير المعروف، وبالتالي فهو غير معروف. ومن جهة أخرى فإن الراسب هو الانحراف الرأسي لـ Y_i عن القيمة التوقعية \hat{Y}_i ، على خط الانحدار المقدّر.

والرواسب مفيدة جدا في دراسة ما إذا كان نموذج انحدار معين مناسباً للبيانات التي في حوزتنا. وسوف نناقش مثل هذا الاستخدام في الفصل الرابع.

خواص خط الانحدار التوقعي

لخط الانحدار الموقّع بطرق المربعات الدنيا عدد من الخواص التي تستحق الذكر:

١- مجموع الرواسب يساوي صفراً:

$$\sum_{i=1}^n e_i = 0 \quad (2.17)$$

ويوضح العمود الرابع في الجدول (٢-٣) هذه الخاصية لمثال شركة وستود. وبالطبع قد تحدث أخطاء نتيجة تدوير الأرقام العشرية لأي مشاهدة معينة مما يجعل مجموع الرواسب غير مساوٍ للصفر تماماً.

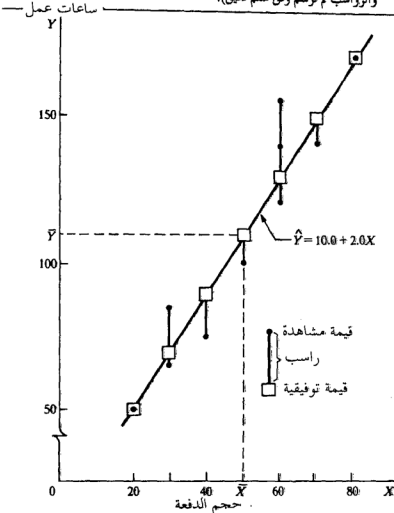
٢- يكون مجموع مربعات الرواسب $\sum e_i^2$ أصغرياً. وهذا هو المتطلب الذي كان ينبغي تحقيقه عند استنباط مقدرات المربعات الدنيا لمعلم الانحدار.

٣- مجموع القيم الملحوظة Y_i يساوي مجموع القيم التوقعية \hat{Y}_i :

$$\sum_{i=1}^n Y_i = \sum_{i=1}^n \hat{Y}_i \quad (2.18)$$

وقد وضّحت هذه الخاصية في العمودين ٢ و ٣ من الجدول (٢-٣) لمثال شركة وستود. وهذا يستتبع كون متوسط الـ \hat{Y}_i هو ذاته متوسط الـ Y_i وبالتحديد.

شكل (١٢-٢) خط الانحدار المربعات الدنيا والرواسب - مثال شركة وستود (قيم المشاهدات والرواسب لم ترسم وفق سلم دقيق).



٤- يكون مجموع الرواسب الموزونة صفرا عندما يوزن راسب المشاهدة i بمستوى المتغير المستقل في تلك المشاهدة:

$$\sum_{i=1}^n X_i e_i = 0 \quad (2.19)$$

٥- يكون مجموع الرواسب المرجحة صفرا عندما يوزن راسب المشاهدة i بالقيمة التوفيقية للمتغير الاستجابة للمشاهدة i :

$$\sum_{i=1}^n \hat{Y}_i e_i = 0 \quad (2.20)$$

٦- يمر خط الانحدار دائما بالنقطة (\bar{X}, \bar{Y}) . ويوضح الشكل (٢-١٢) هذه الخاصية لمثال شركة وستود.

تعليقات

١- يمكن استنتاج الخواص الست للرواسب مباشرة من المعادلات الناعمية (2.9) للمربعات الدنيا. فمثلا، تترهن الخاصية في (2.17) كما يلي:

$$\sum e_i = \sum (Y_i - b_0 - b_1 X_i) = \sum Y_i - nb_0 - b_1 \sum X_i = 0$$

بالاستفادة من المعادلة الناعمية الأولى (2.9a).

ويمكن بسهولة إثبات الخاصية ٦، وهي أن خط الانحدار يمر دائما بالنقطة (\bar{X}, \bar{Y}) ، وذلك من الشكل البديل (2.15) لخط الانحدار المقدّر. فعندما يكون $X = \bar{X}$ نجد:

$$\hat{Y} = \bar{Y} + b_1 (X - \bar{X}) = \bar{Y} + b_1 (\bar{X} - \bar{X}) = \bar{Y}$$

٢- تنطبق خواص الرواسب التي لاحظناها هنا على نموذج الانحدار (2.1). ولا تنطبق هذه الخواص على جميع نماذج الانحدار، كما سنلاحظ في الفصل الخامس.

(٢-٧) تقدير تباين حدود الأخطاء σ^2

ولأغراض متعددة نحتاج إلى تقدير التباين σ^2 لحدود الأخطاء e_i في نموذج الانحدار (2.1) فكثيرا ما نرغب في الحصول على مؤشر عن تباين التوزيع الاحتمالي لـ Y . وبالإضافة إلى ذلك وكما سنرى في الفصل القادم، يتطلب العديد من الاستقرارات حول دالة الانحدار والتنبؤ عن Y ، تقدير σ^2 .

تقدير نقطي لـ σ^2

مجتمع بمفرده. كي نضع الأساس لتطوير مقدّر لـ σ^2 في نموذج الانحدار (2.1)، دعنا نعتبر لهنية المسألة الأبسط وهي المعاينة من مجتمع بمفرده. وللحصول على تباين العينة σ^2 نبدأ باعتبار انحراف الملاحظة Y_i عن المتوسط المقدّر \bar{Y} فربعه، ثم نجمع جميع هذه الانحرافات المربعة:

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$$

ويُسمى مجموع كهذا بمجموع مربعات. وبعد ذلك نقسم مجموع المربعات على درجات الحرية المرتبطة به. والعدد هنا هو $(n-1)$ فقد خسرنا درجة حرية واحدة نظرا لاستخدام المقدّر \bar{Y} بدلا من متوسط المجتمع. ويكون تباين العينة المعتاد هو المقدّر الناتج:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1}$$

وهو مقدّر غير منحاز للتباين σ^2 لمجتمع لانتهائي. وغالبا مايسمى تباين العينة متوسط مربعات، لأن مجموع المربعات قُسم على عدد درجات الحرية المناسبة. نموذج الانحدار. لا يختلف المنطق في تطوير مقدّر لـ σ^2 في نموذج الانحدار عنه عند المعالجة من مجتمع منفرد. ولنتذكر، لهذا الغرض، من (2.4) أن تباين كل مشاهدة Y_i هو σ^2 وهو نفسه لكل حد خطأ e_i . ونحتاج مرة ثانية حساب مجموع مربعات الانحرافات، ولكن ينبغي إدراك أن الـ Y_i جاءت من توزيعات احتمالية مختلفة لها متوسطات تختلف باختلاف المستوى X_i . وهكذا ينبغي حساب انحراف مشاهدة Y_i عن متوسطها المقدّر الخاص بها \hat{Y}_i . ومن ثم تكون الانحرافات هي الرواسب:

$$Y_i - \hat{Y}_i = e_i$$

ويكون مجموع المربعات المناسب ويرمز له بـ SSE :

$$SSE = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - b_0 - b_1 X_i)^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (2.21)$$

حيث يرمز SSE لمجموع مربعات الخطأ أو لمجموع مربعات الرواسب.

ويرتبط بمجموع المربعات SSE ، $n-2$ من درجات الحرية. وخسرنا درجتين حرية لأنه كان علينا تقدير كل من β_0 و β_1 من أجل الحصول على المتوسطات المقدّرة \hat{Y}_i . وبالتالي فإن متوسط المربعات المناسب ويرمز له بـ MSE هو:

$$MSE = \frac{SEE}{n-2} = \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-2} = \frac{\sum (Y_i - b_0 - b_1 X_i)^2}{n-2} = \frac{\sum e_i^2}{n-2} \quad (2.22)$$

حيث يرمز MSE لمتوسط مربعات الخطأ أو متوسط مربعات الرواسب.

ويمكن إثبات أن MSE مقدر غير منحاز لـ σ^2 في نموذج الانحدار (2.1):

$$E\{MSE\} = \sigma^2 \quad (2.23)$$

ويكون مقدر الانحراف المعياري ببساطة الجذر التربيعي الموجب لـ MSE .

صيغ حسابية بديلة.

يوجد عدد من الصيغ الحسابية البديلة لـ SSE . وفيما يلي ثلاث صيغ منها:

$$SSE = \sum Y_i^2 - b_0 \sum Y_i - b_1 \sum X_i Y_i \quad (2.24a)$$

$$SSE = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 - \frac{[\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})]^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (2.24b)$$

$$SSE = \left[\sum Y_i^2 - \frac{(\sum Y_i)^2}{n} \right] - \frac{\left(\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n} \right)^2}{\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n}} \quad (2.24c)$$

تعليقات

١- تكون الصيغة (2.24a) مفيدة إذا تم حساب b_0 و b_1 وخلاف ذلك

تكون (2.24b) و (2.24c) الأكثر مباشرة.

٢- في (2.24a) يجب حساب المقدرات b_0 و b_1 إلى عدد كبير من الأرقام

العشرية كي نحصل على نتائج موثوقة لـ SSE .

٣- لا توفر أي من الصيغ البديلة الثلاث الرواسب e_i بصورة صريحة. وكما

ذكرنا سابقا، فإن الرواسب مفيدة في دراسة صلاحية النموذج أو مصداقيته.

مثال

وبالعودة إلى مثال شركة وستود، سنحسب SSE مستخدمين (2.21). وقد

حصلنا على الرواسب سابقا في العمود (٤) من الجدول (٣-٢). ويبين هذا الجدول

أيضا مربع الرواسب في العمود (٥) ونحصل من هذه النتائج على:

$$SSE = 60$$

وبما أن عدد درجات الحرية المرتبطة بـ SSE هو $8 - 2 = 10$ ، فنجد:

$$MSE = \frac{60}{8} = 7.5$$

وأخيرا يكون $\sqrt{7.5} = 2.74$ ساعة عمل مقدرا نقطيا لـ σ ، الانحراف المعياري للتوزيع الاحتمالي لـ Y ، وذلك أيا كانت قيمة X .

لنعتبر مرة أخرى الحالة التي يكون حجم الدفعة فيها $X = 55$ وحدة. فقد سبق وأن قدرنا أن متوسط التوزيع الاحتمالي لـ Y ، المقابل لحجم الدفعة هذا، هو 120 ساعة عمل، والآن لدينا المعلومة الإضافية أن تقدير الانحراف المعياري لهذا التوزيع هو 2.74 ساعة عمل.

إذا رغبتنا باستخدام (2.24a)، مثلا، لحساب SSE ، فإننا نحتاج إلى $\sum Y_i^2$ وهذا المجموع محسوب في الجدول (٢-٢). ومن ثم نحصل، باستخدام نتائج الجدول (٢-٢) والتقديرات $b_0 = 10.0$ و $b_1 = 2.0$ على:

$$\begin{aligned} SSE &= \sum Y_i^2 - b_0 \sum Y_i - b_1 \sum X_i Y_i \\ &= 134660 - 10.0(1100) - 2.0(61800) = 60 \end{aligned}$$

وهي بالطبع النتيجة نفسها التي حصلنا عليها سابقا (باستثناء ماقد ينتج عن تدوير الأرقام العشرية).

(٢-٨) نموذج الحداد بخطأ طبيعي

مهما يكن الشكل الدالي لتوزيع ϵ_i (ومن ثم لـ Y_i)، توفر طريقة المربعات الدنيا مقدرات نقطية غير منحازة لـ β_0 و β_1 لها تباين أصغري بين جميع المقدرات الخطية غير المنحازة. ولصياغة تقديرات بفترة أو القيام باختبارات سنحتاج، على أي حال، لوضع افتراض حول الشكل الدالي لتوزيع الـ ϵ_i . والافتراض المعتاد هو أن حدود الخطأ موزعة طبيعيا، وستنبئ هنا هذا الافتراض. ويسهل حد الخطأ الطبيعي نظرية تحليل الانحدار تسهila كبيرا وله مايرره في العديد من الحالات في واقع الحياة التي يُطبّق فيها تحليل الانحدار.

النموذج

يُعرّف نموذج الانحدار الطبيعي كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (2.25)$$

حيث:

Y_i هي الاستجابة الملحوظة في الملاحظة i .

X_i ثابت معروف، مستوى المتغير المستقل في المحاولة i .

β_0 و β_1 معلمتان

ε_i مستقلة و $N(0, \sigma^2)$ ، $i = 1, 2, \dots, n$

تعليقات

- ١- يمثل الرمز $N(0, \sigma^2)$ "موزعة طبيعية"، بمتوسط 0 وتباين σ^2 .
- ٢- نموذج الخطأ الطبيعي (2.25) هو ذاته نموذج الانحدار (2.1) بتوزيع خطأ غير محدد، ماعدا أن النموذج (2.25) يفترض أن الأخطاء ε_i موزعة طبيعياً.
- ٣- حيث يفترض نموذج الانحدار (2.25) أن الأخطاء موزعة طبيعياً فإن فرضية عدم الارتباط للأخطاء ε_i في نموذج الانحدار (2.1) تصبح فرضية استقلال في نموذج الخطأ الطبيعي.
- ٤- يتضمن نموذج الانحدار (2.25) أن الـ Y_i متغيرات عشوائية مستقلة وطبيعية، بمتوسط $E\{Y_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_i$ وتباين σ^2 ، ويصور الشكل (٢-٤) نموذج الخطأ الطبيعي هذا، حيث يتوزع كل توزيع احتمالي لـ Y طبيعياً بتباين ثابت ودالة انحدار خطية.
- ٥- والسبب الرئيس لثبرير فرضية طبيعية حدود الخطأ في العديد من الحالات هو أن حدود الخطأ تمثل أكثر ماقتل، تأثيرات لعدد من العوامل التي لا يذكرها النموذج صراحة وهي تؤثر إلى حد ما في متغير الاستجابة، ولا يتوقف تغيرها العشوائي على المتغير المستقل X . وعلى سبيل المثال نجد في مثال شركة وستود أن تأثير عوامل مثل الزمن المنصرم منذ دورة الإنتاج السابقة، والآلة المستخدمة بالذات، والفصل من السنة والعمال المستخدمين، ربما تغيرت كثيراً أو قليلاً من دورة إلى دورة تغيراً عشوائياً ومستقلاً عن حجم الدفعة. وكذلك، قد تكون هناك أخطاء قياس عشوائية في تسجيل Y . وبما تقدم وحيث إن هذه التأثيرات العشوائية درجة من الاستقلال فيما بينها، فإن حد الخطأ المركب ε_i الذي يمثل

جميع هذه العوامل ميل للإذعان لنظرية النهاية المركزية فيتقارب توزيع حد الخطأ إلى الطبيعي عندما يصبح عدد العوامل المؤثرة كبيراً.

وسبب آخر للتبرير المتواتر لافتراض طبيعية حدود الخطأ، هو استناد طرق التقدير والاختبارات التي سنناقشها في الفصل التالي على توزيع t ، وهو توزيع غير حساس لحيدان معتدل عن الطبيعية. وهكذا فإنه إذا لم يكن الحيدان عن الطبيعية خطيراً، وخصوصاً فيما يتعلق بالتواء، فإن معامل الثقة الحقيقي ومخاطر التورط بأخطاء ستكون قريبة من المستويات الموافقة لتوزيع طبيعي بالضبط.

تقدير المعالم بطرق الإمكانية العظمى

عندما يتحدد الشكل الدالي للتوزيع الاحتمالي لحدود الأخطاء، يمكن الحصول على مقدرات للمعالم β_0 ، β_1 وطريقة الإمكانية العظمى. وتستخدم هذه الطريقة التوزيع الاحتمالي المشترك لملاحظات العينة. وعندما يُنظر إلى هذا التوزيع الاحتمالي المشترك كدالة في المعالم، علماً أن مشاهدات العينة معروفة، فتدعى عندئذ دالة الإمكانية. وتكون دالة الإمكانية من أجل الانحدار بأخطاء طبيعية، علماً أن مشاهدات العينة هي Y_1, \dots, Y_n كما يلي:

$$\begin{aligned} L(\beta_0, \beta_1, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2\right] \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2\right] \end{aligned} \quad (2.26)$$

وقيم β_0 ، β_1 وطح التي تجعل دالة الإمكانية هذه أعظم ما يمكن هي مقدرات الإمكانية العظمى، وهي:

المعلمة	مقدر الإمكانية العظمى
β_0	b_0 مثل (2.10b)
β_1	b_1 مثل (2.10a)
σ^2	$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}$

(2.27)

وهكذا تكون مقدرات الإمكانية العظمى لـ β_0 و β_1 هي المقدرات نفسها التي توفرها طريقة المربعات الدنيا. ومقدر الإمكانية العظمى $\hat{\sigma}^2$ منحاز، ومن المعتاد استخدام المقدر MSE غير المنحاز كما هو معطى بـ (2.22). ونلاحظ أن المقدر غير المنحاز MSE يختلف اختلافا طفيفا عن مقدر الإمكانية العظمى $\hat{\sigma}^2$ ، خاصة عندما لا يكون n صغيرا:

$$MSE = \frac{n}{n-2} \hat{\sigma}^2 \quad (2.28)$$

تعليقات

١- حيث إن مقدرات الإمكانية العظمى b_0 و b_1 هي بالذات مقدرات المربعات الدنيا، فإن لها جميع خواص مقدرات المربعات الدنيا:
(أ) - إنها غير منحازة.

(ب) - لها أقل تباين بين جميع المقدرات الخطية غير المنحازة.

و بالإضافة إلى ذلك تمتلك مقدرات الإمكانية العظمى b_0 و b_1 لنموذج الانحدار بأخطاء طبيعية (2.25) خواص أخرى مرغوبة هي:

(ج) - إنها متنسقة، كما هو معرف في (1.49).

(د) - إنها كافية، كما هو معرف في (1.50).

(هـ) - إنها غير منحازة أصغرية التباين؛ أي لها أقل تباين ضمن صف جميع المقدرات غير المنحازة (خطية وغيرها).

و هكذا من أجل نماذج الخطأ الطبيعي، يمتلك المقدّران b_0 و b_1 العديد من الخواص المرغوبة.

٢- نحصل على القيم β_0 ، β_1 و σ^2 التي تجعل دالة الإمكانية L في (2.26) أعظم ما يمكن بأخذ المشتقات الجزئية لـ L بالنسبة لـ β_0 ، β_1 و σ^2 ومساواة كل منها بالصفر ثم حل نظام المعادلات الناتج. ويمكن استخدام L ، بدلا من $\log_e L$ ، لأن كلا من L و $\log_e L$ تبلغ قيمتها العظمى عند القيم نفسها لـ β_0 ، β_1 و σ^2 .

$$\log_e L = -\frac{n}{2} \log_e 2\pi - \frac{n}{2} \log_e \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 \quad (2.29)$$

وتكون المشتقات الجزئية لهذه الإمكانية اللوغاريتمية أسهل كثيرا، وهي تعطي:

$$\frac{\partial(\log_e L)}{\partial \beta_0} = \frac{1}{\sigma^2} \sum (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)$$

$$\frac{\partial(\log_e L)}{\partial \beta_1} = \frac{1}{\sigma^2} \sum X_i (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)$$

$$\frac{\partial(\log_e L)}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2$$

نجعل الآن هذه المشتقات الجزئية مساوية للصفر، ونضع b_0 ، b_1 ، و $\hat{\sigma}^2$ بدلا من

β_0 ، β_1 ، و σ^2 ، ونحصل بعد بعض التبسيطات على:

$$\sum (Y_i - b_0 - b_1 X_i) = 0 \quad (2.30a)$$

$$\sum X_i (Y_i - b_0 - b_1 X_i) = 0 \quad (2.30b)$$

$$\frac{\sum (Y_i - b_0 - b_1 X_i)^2}{n} = \hat{\sigma}^2 \quad (2.30c)$$

تتطابق العلاقاتان (2.30a) و (2.30b) مع معادلتى المربعات الدنيا الناطميتين

المعطاتين سابقا في (2.9)، أما (2.30c) فهو مقدر $\hat{\sigma}^2$ المنحاز المعطى سابقا في (2.27).

مسائل

(١-٢) بالعودة إلى مثال حجم المبيعات في صفحة (٢٧). افترض أن عدد الوحدات

المباعة مقاسة بدقة ولكن كثيرا ما تقع أخطاء كتابية في تحديد المبيعات

بالدولار. هل تبقى العلاقة بين عدد الوحدات المباعة و المبيع بالدولار علاقة

دالية؟ ناقش ذلك.

(٢-٢) يدفع أعضاء منتج صحي رسوم عضوية سنوية قدرها \$300 بالإضافة إلى \$2

لكل زيارة إلى المنتج. لنرمز بـ Y لإجمالي التكلفة السنوية للعضو بالدولارات

و بـ X لعدد زيارات العضو خلال السنة. عبّر عن العلاقة بين X و Y رياضيا.

هل هي دالية أم علاقة إحصائية؟

(٣-٢) توضح التجربة على نوع معين من البلاستيك أن هناك علاقة بين صلابة المواد المشكلة من البلاستيك (Y) (مقاسة بوحدات برنيل)، والوقت المتصرم منذ انتهاء عملية التشكيل (X). اقترح دراسة هذه العلاقة باستخدام تحليل الانحدار. واعترض أحد المشاركين في المناقشة، مشيراً إلى أن تصلب البلاستيك "نتاج عملية كيميائية طبيعية لا تترك أي شيء للمصادفة، و لذلك يجب أن تكون العلاقة رياضية وتحليل الانحدار غير مناسب". ما هو تقويمك لهذا الاعتراض؟

(٤-٢) في الجدول (٢-١)، كان لدورتي الإنتاج 1 و 8 نفس حجم الدفعة X ولكنهما تختلفان في ساعات العمل Y . ما هي السمة التي يوضحها ذلك

لنموذج الانحدار في (2.1)؟

(٥-٢) كتب أحد الطلاب، عندما طُلب منه أن يعرض نموذج الانحدار الخطي

البسيط، ما يلي $E\{Y_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$. هل توافق على ذلك؟

(٦-٢) لنعتبر نموذج الانحدار بخطأ طبيعي (2.25). ولنفرض أن قيم المعالم هي

$$\sigma = 4 \text{ ، } \beta_1 = 5.0 \text{ ، } \beta_0 = 200$$

أ - ارسم نموذج الانحدار هذا بالطريقة المبينة في الشكل (٢-٧). ووضح

توزيعات Y الموافقة للقيم $X = 10$ ، 20 و 40.

ب- فسر معاني المعالم β_0 و β_1 ، مفترضا أن مجال النموذج يغطي $X = 0$.

(٧-٢) في تمرين محاكاة، طبق نموذج انحدار (2.1) بـ $\beta_0 = 100$ ، $\beta_1 = 20$ و $\sigma^2 = 25$.

ونريد الحصول على مشاهدة لـ Y من أجل $X = 5$.

أ - هل تستطيع أن تعطي بالضبط احتمال أن تقع Y بين 195 و 205؟ وضح.

ب- إذا كان نموذج الانحدار بخطأ طبيعي قابلاً للتطبيق. هل يمكنك الآن

إعطاء الاحتمال المضبوط لوقوع Y بين 195 و 205؟ وإذا كان الأمر

كذلك فما هو هذا الاحتمال؟

(٨-٢) في الشكل (٢-٧)، لنفرض أننا حصلنا على مشاهدة أخرى لـ Y عند $X =$

45 هل سيقى $E\{Y\}$ من أجل هذه المشاهدة الجديدة 104؟ و هل ستبقى

قيمة Y لهذه المشاهدة الجديدة 108؟

(٩-٢) أعلن طالب محاسبة بمحاسب "إن الانحدار أداة قوية جدا. إذ يمكننا عزل التكاليف الثابتة والمتغيرة بتوفيق نموذج انحدار خطي، حتى عندما لا نمتلك بيانات عن الدفعات الصغيرة". ناقش.

(١٠-٢) درست محلة في تعاونية كبيرة العلاقة بين الرواتب السنوية الحالية (Y) والعمر (X) لـ 46 مبرمج حاسب آلي مستخدمين حاليا في الشركة. واستنتجت أن العلاقة منحنية، تصل الذروة عند 47 سنة. هل يعني هذا أن رواتب المبرمجين تزداد حتى العمر 47 سنة و من ثم تنقص؟ وضح.

(١١-٢) دالة الانحدار التي تربط إنتاجية المستخدم بعد أخذ برنامج تدريبي (Y) وإنتاجيته قبل البرنامج التدريبي (X) هي $E\{Y\} = 20 + 0.95X$ حيث تمتد X من 40 إلى 100. استنتج مراقب أن برنامج التدريب لا يرفع الإنتاجية في المتوسط، لأن β_1 ليس أكثر من 1.0. علق.

(١٢-٢) إشارة إلى المسألة (٣-٢)، يراد دراسة صلابة البلاستيك من أجل أربع فترات مختلفة انقضت منذ انتهاء عملية التشكيل (المعالجات). و تتوفر للدراسة ست عشرة عينة (وحدات تجريبية). ويراد تخصيص كل معالجة لأربع وحدات تجريبية بصورة عشوائية. استخدم جدول الأرقام العشوائية، أو مولد الأعداد العشوائية. للقيام بتخصيص عشوائي مناسب.

(١٣-٢) يُراد دراسة تأثير خمسة مستويات للجرعة في تصميم تام العشوائية، وتتوفر 20 وحدة تجريبية. ويُخصَّص كل مستوى جرعة لأربع وحدات تجريبية نختارها عشوائيا. استخدم جدول الأرقام العشوائية، أو مولد الأعداد العشوائية، للقيام بتخصيص عشوائي مناسب.

(١٤-٢) قوّم العبارة التالية: "من أجل المشروعية التامة لتطبيق طريقة المربعات الدنيا يجب أن يكون توزيع Y طبيعيا".

(١٥-٢) يصرّح شخص أنه يمكن تقدير b_0 و b_1 في دالة الانحدار التوفيقية (2.12) بطريقة المربعات الدنيا. علق.

(١٦-٢) وفقا للمعادلة (2.17) فإن $\sum e_i = 0$ عند توفيق نموذج الانحدار (2.1) لمجموعة من n مشاهدة مستخدمين طريقة المربعات الدنيا. هل يكون $\sum e_i = 0$ أيضا؟ علّق.

(١٧-٢) المعدل التراكمي. طبق مدير القبول في كلية صغيرة اختبار دخول مصمم حديثا على عشرين طالبا اختبروا بصورة عشوائية من الطلاب الجدد في السنة الأولى وذلك في دراسة لتحديد ما إذا كان يمكن التنبؤ بمعدل الطالب التراكمي (GPR) في نهاية السنة الأولى (Y) بدءا من درجة اختبار الدخول (X). وفيما يلي نتائج الدراسة. افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (2.1) نموذج مناسب.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_i	5.5	4.8	4.7	3.9	4.5	6.2	6.0	5.2	4.7	4.3
Y_i	3.1	2.3	3.0	1.9	2.5	3.7	3.4	2.6	2.8	1.6

i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
X_i	4.9	5.4	5.0	6.3	4.6	4.3	5.0	5.9	4.1	4.7
Y_i	2.0	2.9	2.3	3.2	1.8	1.4	2.0	3.8	2.2	1.5

و فيما يلي ملخص لنتائج حسابية:

$$\sum Y_i^2 = 134.84, \sum X_i^2 = 205.12, \sum Y_i = 50.0, \sum X_i = 100.0, \sum X_i Y_i = 257.66$$

أ - أوجد مقدرات المربعات الدنيا لـ β_0 و β_1 واعرض دالة الانحدار المقترنة.

ب- ارسم دالة الانحدار المقدرية و البيانات. هل تبدو دالة الانحدار المقدرية

ملائمة للبيانات؟

ج- أوجد تقديرا تقطيا للمعدل التراكمي للسنة الأولى لطلاب كانت

درجتهم في اختبار الدخول $X = 5.0$.

د - ما هو التقدير النقطي لمتغير متوسط الاستجابة عندما تزداد درجة اختبار

القبول نقطة واحدة؟

(١٨-٢) صيانة الحاسبات. تباع تعاونية ترايسيتي للأجهزة المكتبية حاسبة يدوية مستوردة

بموجب امتياز و تقوم بصيانة وقائية وخدمة إصلاح لهذه الحاسبة.

وجمعت البيانات أدناه من 18 طلباً حديثاً من مستخدمي الحاسبات للقيام بخدمة صيانة وقائية روتينية ؛ و لكل طلب يمثل X عدد الآلات المخدومة و Y عدد الدقائق الإجمالي التي استغرقها فني الصيانة. افترض أن نموذج الانحدار من الرتبة الأولى (2.1) مناسب.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_i	7	6	5	1	5	4	7	3	4
Y_i	97	86	78	10	75	62	101	39	53

i	10	11	12	13	14	15	16	17	18
X_i	2	8	5	2	5	7	1	4	5
Y_i	33	118	65	25	71	105	17	49	68

و فيما يلي ملخص لنتائج حسابية:

$$\Sigma(Y_i - \bar{Y})^2 = 16.504, \Sigma X_i = 81, \Sigma Y_i = 1.152$$

$$\Sigma(X_i - \bar{X})^2 = 74.5, \Sigma(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) = 1.098$$

أ - أوجد دالة الانحدار المقدرة.

ب- ارسم دالة الانحدار المقدرة والبيانات. ما مدى جودة توفيق دالة الانحدار المقدرة للبيانات؟

ج - فسر b_0 في دالة الانحدار التي قدرتها. هل تعطي b_0 هنا أية معلومات مُفيدة؟ أوضح.

د - أوجد تقديراً نقطياً لمتوسط زمن الخدمة عند خدمة $X = 5$ آلات.

(١٩-٢) الانكسار في الشحنات الجوية. تُشحن مادة مما يُستخدم في الأبحاث

الاحيائية والطبية إلى المستخدمين جواً، و ذلك في صناديق تحتوي كل منها 1000 أنبولة. جُمعت البيانات أدناه، والتي تناولت عشر شحنات، عن عدد المرات (X) التي يحوّل فيها الصندوق من طائرة إلى أخرى خلال خط سير الشحنة، و(Y) عدد الأنبولات التي وجدت عند وصولها مكسورة. افترض أن نموذج الانحدار من الرتبة الأولى (2.1) مناسب.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_i	0	1	0	3	0	1	0	1	2	0
Y_i	16	9	17	12	22	13	8	15	19	11

أ - أوجد دالة الانحدار المقدرة. وارسم دالة الانحدار المقدرة والبيانات.

هل يبدو هنا أن دالة الانحدار الخطية تعطي توفيقاً جيداً.

ب - أوجد تقديراً نقطياً للقيمة المتوقعة لعدد الأنبولات المكسورة عندما يكون عدد التحويلات $X=1$.

ج - قدر الزيادة في القيمة المتوقعة لعدد الأنبولات المكسورة عندما يوجد تحويلان و ذلك بالمقارنة مع تحويل واحد.

د - تحقق من أن خط الانحدار التوفيقي يمر من النقطة (\bar{X}, \bar{Y}) .

(٢٠-٢) صلابة البلاستيك. إشارة إلى المسألتين (٣-٢) و (١٢-٢)، صُنعت ست عشرة عجنة من البلاستيك، و شكّلت وحدة اختبار واحدة من كل عجنة. وخصّصت كل وحدة اختبار إلى أحد أربعة مستويات زمنية محددة سلفاً، وقيست الصلابة بعد انقضاء الوقت المخصص. و النتائج مبينة أدناه: X الوقت المنصرم بالساعات و Y الصلابة مقاسة بوحدات برينل. افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (2.1) مناسب.

i	1	2	3	4	5	6	7	8
X_i	16	16	16	16	24	24	24	24
Y_i	199	205	196	200	218	220	215	223

i	9	10	11	12	13	14	15	16
X_i	32	32	32	32	40	40	40	40
Y_i	237	234	235	230	250	248	253	246

أ - أوجد دالة الانحدار المقدرة وارسم دالة الانحدار المقدرة والبيانات.

هل يبدو هنا أن دالة انحدار خطية تعطي توفيقاً جيداً؟

ب - أوجد تقديراً نقطياً لمتوسط الصلابة عندما $X = 40$ ساعة.

ج - أوجد تقديراً نقطياً للتغير في متوسط الصلابة عندما تزداد X بساعة واحدة.

(٢١-٢) بالعودة إلى مسألة المعدل التراكمي (١٧-٢).

أ - أوجد الرواسب e_i . هل مجموعها صفر. بما يتفق مع (2.17)؟

ب - قدر σ^2 و σ . بأي وحدات يُعبر عن σ ؟

(٢٢-٢) عد إلى المسألة (١٨-٢) الخاصة بصيانة الحاسبات.

أ - أوجد الراسب e_i ومجموع مربعات الرواسب $\sum e_i^2$. ما هي

العلاقة هنا بين مجموع مربعات الرواسب و الكمية Q في (2.8) ؟

ب- احصل على تقديرات نقطية لـ σ^2 و σ . بأي وحدات يُعبّر عن σ ؟

(٢٣-٢) عد إلى المسألة (١٩-٢) الخاصة بالانكسار في شحنات جوية.

أ - أوجد الراسب للملاحظة الأولى. ما هي علاقته بـ e_i ؟

ب- أحسب $\sum e_i^2$ و MSE . ما هي المعلمة التي يقدّر بها MSE ؟

(٢٤-٢) عد إلى مسألة (٢٠-٢) الخاصة بصلابة البلاستيك.

أ - أوجد الراسب e_i . هل تجمّع إلى الصفر بما يتفق مع (2.17) ؟

ب- قدر σ^2 و σ . بأي وحدات يُعبّر عن σ ؟

(٢٥-٢) كتلة العضلة. يُتوقع أن تقل كتلة عضلات الشخص مع العمر. ولتقصّي

هذه العلاقة عند النساء، اختار باحث تغذية أربعة نساء عشوائيا من كل

شريحة عمرية من 10 سنوات تبدأ بالعمر 40 وتنتهي بالعمر 79. وفيما يلي

النتيجة؛ X العمر و Y قياس كتلة العضلة. افترض أن نموذج الانحدار من

المرتبة الأولى (2.1) مناسب.

i	1	2	3	4	5	6	7	8
X_i	71	64	43	67	56	73	68	56
Y_i	82	91	100	68	87	73	78	80

i	9	10	11	12	13	14	15	16
X_i	76	65	45	58	45	53	49	78
Y_i	65	84	116	76	97	100	105	77

أ - أوجد دالة الانحدار المقدّرة و ارسم الدالة المقدّرة و البيانات. هل تبدو

دالة الانحدار الخطية توفيقا جيدا؟ هل يدعم رسمك الاعتقاد بأن كتلة

العضلة تتناقص مع العمر.

ب- أوجد ما يلي: (١) تقديرا نقطيا للاختلاف في متوسط كتلة العضلة

لامرأتين يختلف عمراهما بسنة واحدة (٢) تقديرا نقطيا لمتوسط

كتلة العضلة لامرأة عمرها $X=60$ سنة. (٣) قيمة الراسب للملاحظة

الثامنة، (٤) تقديرا نقطيا لـ σ^2

(٢٦-٢) معدل السرقات. جمع مختص في علم الجريمة خلال دراسته للعلاقة بين الكثافة السكانية و معدل الجريمة في مدن أمريكية متوسطة الحجم، البيانات التالية من عينة عشوائية من 16 مدينة؛ X يمثل الكثافة السكانية في المدينة (عدد الأشخاص لكل وحدة مساحة) و Y معدل الجريمة خلال السنة الماضية (عدد السرقات لكل 100,000 شخص). افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (2.1) مناسب.

i	1	2	3	4	5	6	7	8
X_i	59	49	75	54	78	56	60	82
Y_i	209	180	195	192	215	197	208	189

i	9	10	11	12	13	14	15	16
X_i	69	83	88	94	47	65	89	70
Y_i	213	201	214	212	205	186	200	204

أ - أوجد دالة الانحدار المقدرة. ارسم دالة الانحدار المقدرة والبيانات. هل يبدو هنا أن دالة الانحدار الخطي تعطي توفيقاً جيداً؟ ناقش.

ب - أوجد تقديرات نقطية لما يلي: (١) الاختلاف في متوسط معدل السرقة في مدن تختلف بمقدار الواحد في الكثافة السكانية. (٢) متوسط معدل السرقات خلال السنة الماضية في مدن كثافة سكانها $X = 60$. (٣) e_{10} ؛ (٤) σ^2 .

تارين

(٢٧-٢) بالعودة إلى نماذج الانحدار (2.1). لنفرض أن $X = 0$ ضمن مجال النموذج. إذا

كانت $\beta_0 = 0$ بحيث يكون النموذج $Y_i = \beta_1 X_i + e_i$ فماذا يترتب على ذلك بالنسبة لنموذج الانحدار؟ كيف ترسم دالة الانحدار بيانياً؟

(٢٨-٢) بالعودة إلى نموذج الانحدار (2.1). ماذا يعني في نموذج الانحدار كون $\beta_1 = 0$

وبالتالي كون النموذج $Y_i = \beta_0 + e_i$ ؟ كيف يبدو الرسم البياني لدالة الانحدار.

(٢٩-٢) بالعودة إلى المسألة (٢٠-٢) صلابة البلاستيك. افرض أن وحدة اختبارية قد شكلت من عينة واحدة من البلاستيك وقيست صلابة هذه الوحدة عند 16 نقطة مختلفة من الزمن. هل لا يزال حد الخطأ في نموذج الانحدار هذا يعكس الآثار نفسها كما في التجربة الموصوفة سابقاً؟ هل تتوقع أن تكون حدود الأخطاء للنقاط المختلفة في الزمن غير مرتبطة؟ ناقش.

(٣٠-٢) استنبط تعبيراً لـ b_1 في (2.10a) من المعادلات الناعمة في (2.9).

(٣١-٢) (يحتاج إلى التفاضل والتكامل) بالإشارة إلى نموذج الانحدار $y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i$ في تمرين (٢٨-٢). استنبط مقدار المربعات الدنيا لـ β_0 في هذا النموذج.

(٣٢-٢) أثبت أن مقدر المربعات الدنيا لـ β_0 المحسوب في تمرين (٣١-٢) غير منحاز.

(٣٣-٢) أثبت النتيجة في (2.18) - أن مجموع المشاهدات y هو نفسه مجموع القيم التوفيقية.

(٣٤-٢) أثبت النتيجة في (2.20) - أن مجموع الرواسب الموزونة بالقيم التوفيقية يساوي صفراً.

(٣٥-٢) أثبت النتيجة الخاصة بـ SSE في (2.24a).

(٣٦-٢) بالعودة إلى الجدول (2.1) لمثال شركة وستود. عندما سئل شخص لتقديم تقدير نقطي لمتوسط ساعات العمل لدورات من 60 قطعة، أعطى الشخص 131.7 كتقدير، لأن هذا هو متوسط ساعات العمل في الدورات الثلاث من الحجم 60 في الدراسة. وصرح ناقد أن طريقة هذا الشخص تُهمل معظم البيانات في الدراسة لأنها تجاهلت المشاهدات التي يختلف حجم الدفعة فيها عن 60. علّق.

(٣٧-٢) في مسألة تكسر الشحنات (٩-٢) كانت تقديرات المربعات الدنيا هي

$b_0 = 10.20$ ، $b_1 = 400$ و $\sum e_i^2 = 17.60$. احسب معيار المربعات الدنيا في

(2.8) المقابل للتقديرات (١) $b_0 = 9$ و $b_1 = 3$ ؛ (٢) $b_0 = 11$ و $b_1 = 5$.

هل المعيار Q أكبر لهذه التقديرات منه في تقديرات المربعات الدنيا؟

(٣٨-٢) حصلنا على مشاهدتين لـ Y عند كل من ثلاث مستويات لـ X وبالتحديد

$$X = 5, X = 10, \text{ و } X = 15.$$

أ - أثبت أن خط انحدار المربعات الدنيا التوفيقي للنقاط الثلاث $(5, \bar{Y}_1)$ ،

$(10, \bar{Y}_2)$ و $(15, \bar{Y}_3)$ حيث \bar{Y}_1 ، \bar{Y}_2 و \bar{Y}_3 ترمز لمتوسطات المشاهدات

Y عند مستويات X الثلاثة، متطابق مع خط انحدار المربعات الدنيا التوفيقي للحالات الست الأصلية.

ب - في هذه الدراسة، هل يمكن تقدير تباين حد الخطأ بدون توفيق خط انحدار؟ وضع.

(٣٩-٢) في مثال شركة وستود، تقع مشاهدات Y عند، $X = 20$ و $X = 85$ على خط

الانحدار التوفيقي مباشرة (جدول (٣-٢) وشكل (٢-٢) ب). إذا حُذفت

هاتان المشاهدتان، هل يتغير خط انحدار المربعات الدنيا التوفيقي للحالات الثماني

المتبقية؟ توضيح: ما هي مساهمة المشاهدين في معيار المربعات الدنيا Q في (2.8)؟

(٤٠-٢) (يحتاج إلى التفاضل والتكامل). عُد إلى نموذج الانحدار في التمرين (٢٧-٢)، ثم:

أ - أوجد مقدر المربعات الدنيا لـ β_1 .

ب - افرض أن حدود الأخطاء e_i مستقلة، $N(0, \sigma^2)$ و σ^2 غير معروف.

اكتب دالة الإمكانية العظمى لمشاهدات العينة Y وعددها n ، وأوجد

مقدر الإمكانية العظمى لـ β_1 . هل هو مطابق لمقدر المربعات الدنيا؟

ج - أثبت أن مقدر الإمكانية العظمى لـ β_1 غير منحاز.

(٤١-٢) نجد أدناه عدد ألواح طباعة لمخطوطة (X) والتكلفة بالدولارات لتصحيح

الأخطاء المطبعية (Y) في عينة عشوائية من طلبات استلامتها حديثاً شركة

متخصصة في المخطوطات التقنية. افرض أن نموذج الانحدار $e_i + \beta_1 X_i = Y_i$ ،

بحدود أخطاء طبيعية ومستقلة وتباينها $\sigma^2 = 16$ ، هو النموذج المناسب.

i	1	2	3	4	5	6
X_i	7	12	4	14	25	30
Y_i	128	213	75	250	446	450

- أ - اكتب دالة الإمكانية لملاحظات Y الست حيث $16 = \sigma^2$.
- ب - احسب دالة الإمكانية من أجل $\beta_1 = 17$ ، $\beta_1 = 18$ و $\beta_1 = 19$. لأي قيمة من قيم β_1 هذه تكون الإمكانية أكبر؟
- ج - إن مقدر الإمكانية العظمى هو $b_1 = \sum X_i Y_i / \sum X_i^2$ أوجد تقدير الإمكانية العظمى. هل تتسق نتائجك في (ب) مع هذا المقدّر؟

مشاريع

- (٤٢-٢) بالعودة إلى بيانات $SMSA$ في الملحق (ب-٢). يتوقع وجود صلة بين عدد الأطباء العاملين في $SMSA$ (Y) وبين عدد السكان الكلي ومساحة المنطقة والدخل الإجمالي للفرد. افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (2.1) مناسب لكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة.
- أ - احذر عدد الأطباء العاملين على كل متغير بدوره من المتغيرات المستقلة الثلاثة واكتب دوال الانحدار المقدرة.
- ب - ارسم دوال الانحدار المقدرة الثلاث والبيانات برسوم منفصلة. هل يبدو أن علاقة الانحدار الخطية تعطي توفيقاً جيداً لكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة؟
- ج - احسب MSE لكل من المتغيرات الثلاثة. أي متغير مستقل يقود إلى أقل تغير حول خط الانحدار التوفيقي؟
- (٤٣-٢) بالعودة إلى مجموعة بيانات $SMSA$ في الملحق (ب-٢).
- أ - لكل منطقة جغرافية، احذر (Y) عدد الجرائم الخطرة في $SMSA$ على عدد السكان الكلي (X) افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى مناسب لكل منطقة. اكتب دوال الانحدار المقدرة.
- ب - هل دوال الانحدار المقدرة متشابهة للمناطق الأربع؟ ناقش.
- ج - احسب MSE لكل منطقة. هل تجد أن المتغير حول خط الانحدار التوفيقي يبقى نفسه تقريباً في المناطق الأربع؟ ناقش.
- (٤٤-٢) بالعودة إلى مجموع بيانات $SENIC$ في الملحق (ب-١).

يتوقع أن يرتبط متوسط طول الإقامة في المستشفى مع خطورة الإصابة، والتسهيلات والخدمات المتوفرة، ونسبة الأشعة السينية الروتينية للصدر. افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى مناسب لكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة.

أ - احذر متوسط طول الإقامة على كل من المتغيرات المستقلة الثلاثة. اكتب دوال الانحدار المقدرة.

ب - ارسم دوال، الانحدار المقدرة الثلاث والبيانات برسوم منفصلة. هل يبدو أن العلاقة الخطية تمثل توفيقاً جيداً لكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة؟

ج - احسب MSE لكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة. أي متغير مستقل يقود إلى أقل تغير حول خط الانحدار التوفيقى؟

(٤٥-٢) بالعودة إلى مجموعة بيانات $SENIC$ في الملحق (ب - ١).

أ - لكل منطقة جغرافية، احذر طول الإقامة في المستشفى (Y) على خطورة الإصابة (X). افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (2.1) مناسب لكل منطقة. اكتب دوال الانحدار المقدرة.

ب - هل تتشابه دوال الانحدار المقدرة للمناطق الأربع؟ ناقش.

ج - احسب MSE لكل منطقة. هل يبقى التغير حول خط الانحدار التوفيقى نفسه تقريباً للمناطق الأربع؟ ناقش.

استقرارات في تحليل الانحدار

في هذا الفصل، نتابع أولا استقرارات حول معلمتي الانحدار β_0 و β_1 معبرين كلا من التقدير بفترة هاتين المعلمتين والاختبارات حولهما. ومن ثم نناقش تقدير فترة للمتوسط $E\{Y\}$ للتوزيع الاحتمالي لـ Y من أجل X معطاة، وفترات تنبؤ لمشاهدة Y جديدة، من أجل X معطاة. وأخيرا نتابع تحليل الانحدار بأسلوب تحليل التباين، وطريقة الاختبار الخطي العام، ومقاييس وصفية للارتباط.

خلال هذا الفصل وما تبقى من الجزء I. وما لم نذكر خلاف ذلك، نفترض انطباق نموذج انحدار طبيعي الأخطاء (2.25). وهذا النموذج هو:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (3.1)$$

حيث:

β_0 و β_1 معلمتان

X_i ثوابت معروفة

ε_i مستقلة و $N(0, \sigma^2)$

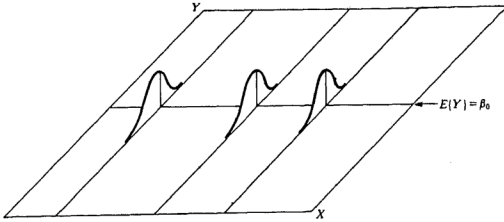
(٣-١) استقرارات حول β_1

كثيرا ما نهتم بالقيام باستقرارات حول β_1 ، ميل خط الانحدار في النموذج (3.1). فمثلا، قد يرغب محلل أبحاث تسويقية أن يدرس العلاقة بين المبيعات (Y) ونفقات الإعلان (X)، الحصول على تقدير فترة لـ β_1 لأنه يوفر معلومات عن متوسط كمية المبيعات الإضافية بالدولار، الناتجة عن إضافة دولار واحد في نفقات الإعلان. كما يهتم، أحيانا، باختبارات حول β_1 ، وخصوصا تلك الاختبارات من الشكل:

$$H_0 : \beta_1 = 0$$

$$H_a : \beta_1 \neq 0$$

شكل (١-٣) نموذج الانحدار (3.1) عندما يكون $\beta_1 = 0$



وسبب الاهتمام في اختبار ما إذا كانت $\beta_1 = 0$ أم لا هو أن $\beta_1 = 0$ توضح عدم وجود علاقة خطية بين X و Y . ويوضح الشكل (١-٣) الحالة التي تكون فيها $\beta_1 = 0$ لنموذج الانحدار طبيعي الخطأ (3.1). ونلاحظ أن خط الانحدار أفقي وبالتالي فإن متوسطات التوزيعات الاحتمالية لـ Y متساوية، وبالتحديد:

$$E\{Y\} = \beta_0 + (0)X = \beta_0$$

وحيث إن نماذج الانحدار (3.1) تفترض توزيعات احتمالية طبيعية لـ Y بتباين ثابت وأن المتوسطات متساوية عندما $\beta_1 = 0$ ، فنجد أن التوزيعات الاحتمالية لـ Y متطابقة عندما $\beta_1 = 0$. ويوضح الشكل (١-٣) ذلك. وهكذا، لا يؤدي $\beta_1 = 0$ في نموذج الانحدار (3.1) إلى عدم وجود علاقة خطية بين X و Y فقط، وإنما يؤدي كذلك إلى عدم وجود أي علاقة من أي نوع بين X و Y لأن التوزيعات الاحتمالية لـ Y متطابقة عند كل مستويات X .

ونحتاج، قبل مزيد من مناقشة الاستقراعات حول β_1 ، إلى دراسة توزيع المعاينة لـ b_1 ، المقدّر النقطي لـ β_1 .

توزيع معاينة b_1

أعطي المقدّر النقطي b_1 في العلاقة (2.10 a) كمايلي:

$$b_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (3.2)$$

ويشير توزيع المعاينة لـ b_1 إلى القيم المختلفة لـ b_1 التي يمكن الحصول عليها عند تكرار المعاينة مع بقاء مستويات المتغير المستقل X ثابتة من عينة إلى عينة.

ومن أجل نموذج الانحدار (3.1)، يكون توزيع المعاينة لـ b_1 طبيعياً بمتوسط وتباين:

$$E\{b_1\} = \beta_0 \quad (3.3a)$$

$$\sigma^2\{b_1\} = \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (3.3b)$$

ولبيان ذلك، نحتاج إلى معرفة أن b_1 تركيب خطي في المشاهدات Y_i .
 b_1 تركيب خطي في الـ Y_i . يمكن تبين أنه يمكن التعبير عن b_1 كما هي معرفة في (3.2) كما يلي:

$$b_1 = \sum k_i Y_i \quad (3.4)$$

حيث:

$$k_i = \frac{X_i - \bar{X}}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (3.4a)$$

لاحظ أن k_i كميات ثابتة لأن X_i مثبتة. وهكذا فإن b_1 تركيب خطي في Y_i حيث المعاملات ليست إلا دالة في المقادير المثبتة X_i .

وللمعاملات k_i عدد من الخصائص المهمة التي ستستخدم فيما بعد:

$$\sum k_i = 0 \quad (3.5)$$

$$\sum k_i X_i = 1 \quad (3.6)$$

$$\sum k_i^2 = \frac{1}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (3.7)$$

تعليقات

١ - لتبين أن b_1 تركيب خطي في الـ K_i ، نثبت أولاً:

$$\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) = \sum (X_i - \bar{X})Y_i \quad (3.8)$$

وينتج هذا لأن:

$$\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) = \sum (X_i - \bar{X})Y_i - \sum (X_i - \bar{X})\bar{Y}$$

ولكن $\sum (X_i - \bar{X})\bar{Y} = \bar{Y} \sum (X_i - \bar{X}) = \bar{Y} \cdot 0 = 0$ لأن $\sum (X_i - \bar{X}) = 0$. وهكذا نتحقق

(3.8).

ونعبر الآن عن b_1 مستخدمين (3.8) و (3.4 a) كما يلي:

$$b_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})Y_i}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \sum k_i Y_i$$

٢- إثبات خصائص k_i مباشر. فعلي سبيل المثال، تتبع الخاصية (3.5) لأن:

$$\sum k_i = \sum \left[\frac{X_i - \bar{X}}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] = \frac{\sum (X_i - \bar{X})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \frac{0}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = 0$$

وبالمثل تتبع الخاصية (3.7) لأن:

$$\begin{aligned} \sum k_i^2 &= \sum \left[\frac{(X_i - \bar{X})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right]^2 = \frac{1}{\left[\sum (X_i - \bar{X})^2 \right]} \sum (X_i - \bar{X})^2 \\ &= \frac{1}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \end{aligned}$$

الطبيعية. نعود الآن إلى توزيع المعاينة لـ b_1 في حالة النموذج الطبيعي الخطأ (3.1).

وننتج طبيعية توزيع المعاينة لـ b_1 مباشرة من حقيقة أن b_1 تركيب خطي في الـ Y_i .

والـ Y_i تتوزع طبيعياً ومستقلة طبقاً للنموذج (3.1). وتعرض النظرية (1.37) أن

التركيب الخطي في متغيرات عشوائية طبيعية مستقلة يتوزع طبيعياً.

متوسط. ومن السهل تبين عدم انحياز المقدار النقطي b_1 المذكور سابقاً في نظرية

جاوس - ماركوف (2.11):

$$\begin{aligned} E\{b_1\} &= E\left\{ \sum k_i Y_i \right\} = \sum k_i E\{Y_i\} = \sum k_i (\beta_0 + \beta_1 X_i) \\ &= \beta_0 \sum k_i + \beta_1 \sum k_i X_i \end{aligned}$$

وبالاستناد إلى (3.5) و (3.6) نجد بالتالي أن:

$$E\{b_1\} = \beta_1$$

تبين. يمكن اشتقاق تبين b_1 بسهولة. ونحتاج فقط إلى تذكر أن الـ Y_i متغيرات

عشوائية مستقلة، تبين كل منها σ^2 ، وأن k_i ثوابت. من ثم نحصل من (1.28) على:

$$\begin{aligned}\sigma^2\{b_1\} &= \sigma^2\{\sum k_i Y_i\} = \sum k_i^2 \sigma^2\{Y_i\} \\ &= \sum k_i^2 \sigma^2 = \sigma^2 \sum k_i^2 \\ &= \sigma^2 \frac{1}{\sum (X_i - \bar{X})^2}\end{aligned}$$

والخطوة الأخيرة تتبع من (3.7).

تباين مقدّر. يمكننا تقدير تباين توزيع المعاينة لـ b_1 :

$$\sigma^2\{b_1\} = \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2}$$

وذلك بأن نستبدل بالمعلمة σ^2 مقدراً غير منحاز لها، ونقصد MSE :

$$s^2\{b_1\} = \frac{MSE}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \frac{MSE}{\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n}} \quad (3.9)$$

فالمقدر النقطي $s^2\{b_1\}$ مقدر غير منحاز لـ $\sigma^2\{b_1\}$. وبأخذ الجذر التربيعي نحصل على $s\{b_1\}$ المقدر النقطي لـ $\sigma\{b_1\}$.

ملاحظة

عرضنا في النظرية (2.11) أن لـ b_1 تبايناً أصغرياً بين كافة المقدرات الخطية غير المنحازة من الشكل:

$$\hat{\beta}_1 = \sum c_i Y_i$$

حيث c_i ثوابت كيفية. وسوف نثبت هذا الآن. بما أن $\hat{\beta}_1$ يجب أن يكون غير منحاز فلا بد أن يتحقق التالي:

$$E\{\hat{\beta}_1\} = E\{\sum c_i Y_i\} = \sum c_i E\{Y_i\} = \beta_1$$

والآن لدينا من (2.2) $E\{Y_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_i$ ، وبذلك يصبح الشرط أعلاه:

$$E\{\hat{\beta}_1\} = \sum c_i (\beta_0 + \beta_1 X_i) = \beta_0 \sum c_i + \beta_1 \sum c_i X_i = \beta_1$$

ولتحقق شرط عدم الانحياز يجب أن نخضع c_i للقيود:

$$\sum c_i = 0 \quad \sum c_i X_i = 1$$

ومن (1.28) يكون تباين $\hat{\beta}_1$ الآن:

$$\sigma^2\{\hat{\beta}_1\} = \sum c_i^2 \sigma^2\{Y_i\} = \sigma^2 \sum c_i^2$$

ليكن $c_i = k_i + d_i$ تعريفاً، حيث K_i هي ثوابت المربعات الدنيا في (3.4a) والـ d_i

ثوابت كيفية. وبالتالي يمكن كتابة:

$$\sigma^2\{\hat{\beta}_1\} = \sigma^2 \sum c_i^2 = \sigma^2 \sum (k_i + d_i)^2 = \sigma^2 \left(\sum k_i^2 + \sum d_i^2 + 2 \sum k_i d_i \right)$$

نعلم من برهاننا أعلاه أن $\sigma^2 \sum K_i^2 = \sigma^2 \{b_1\}$. إضافة إلى أن $\sum k_i d_i = 0$. بسبب القيود

المفروضة أعلاه على k_i والـ c_i :

$$\begin{aligned} \sum k_i d_i &= \sum k_i (c_i - k_i) \\ &= \sum c_i k_i - \sum k_i^2 \\ &= \sum c_i \left[\frac{X_i - \bar{X}}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] - \frac{1}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \\ &= \frac{\sum c_i X_i - \bar{X} \sum c_i}{\sum (X_i - \bar{X})^2} - \frac{1}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = 0 \end{aligned}$$

وبالتالي لدينا:

$$\sigma^2\{\hat{\beta}_1\} = \sigma^2\{b_1\} + \sigma^2 \sum d_i^2$$

لاحظ أن القيمة الأصغر لـ $\sum d_i^2$ هي الصفر. وبالتالي يكون تباين $\hat{\beta}_1$ أصغرياً عندما

يكون $\sum d_i^2 = 0$. ولكن لا يمكن حدوث هذا إلا عندما تكون جميع المقادير d_i

مساوية للصفر، مما يتضمن كون $c_i \equiv k_i$.

وهكذا، يمتلك مقدّر المربعات الدنيا، من بين كل المقدرات الخطية غير المنحازة، تبايناً

أصغرياً.

توزيع المعاينة لـ $\{b_1\} / (b_1 - \beta_1) / s$

بما أن b_1 يتوزع طبيعياً، فنعلم أن الإحصاءة المعاينة $(b_1 - \beta_1) / \sigma$ متغير

طبيعي معياري. وبالطبع نحتاج عادة إلى تقدير $\sigma\{b_1\}$ بـ $s\{b_1\}$ ، وبالتالي نهتم بتوزيع

الإحصاءة المعاينة $\{b_1\} / s$ (بـ $(b_1 - \beta_1) / s$). وتعرض نظرية مهمة في الإحصاء مايلي:

$$(3.10) \quad \frac{b_1 - \beta_1}{s\{b_1\}} \text{ يتوزع في نماذج الانحدار (3.1) وفق توزيع } t(n-2).$$

وبالبداهة، ينبغي أن لا تكون هذه النتيجة غير متوقعة. إذ نعلم أنه إذا جاءت المشاهدات Y_i من مجتمع طبيعي فإن $\{\bar{Y}\}/s(\bar{Y}-\mu)$ يتبع توزيع t بـ $n-1$ من درجات الحرية. والمقدر b_1 ، شأنه شأن \bar{Y} ، تركيب خططي في المشاهدات Y_i . ويعود سبب الاختلاف في درجات الحرية إلى الحاجة إلى تقدير المعلمتين $(\beta_0$ و $\beta_1)$ في نموذج الانحدار. وبالتالي نفقد هنا درجتين حرية.

ملاحظة

يمكننا إثبات أن $\{b_1\}/s(b_1-\beta_1)$ يتوزع وفق t بـ $n-2$ من درجات الحرية استنادا إلى النظرية التالية:

(3.11) من أجل نماذج الانحدار (3.1)، يتوزع SSE / σ^2 وفق χ^2 بعدد $n-2$ درجة حرية وبصورة مستقلة عن b_1 و b_0 .

أولا، دعنا نعيد كتابة $\{b_1\}/s(b_1-\beta_1)$ كما يلي:

$$\frac{b_1 - \beta_1}{\sigma\{b_1\}} + \frac{s\{b_1\}}{\sigma\{b_1\}}$$

فيكون البسط متغيرا طبيعيا معياريا z . ويمكن رؤية طبيعة المقام بأن نعتبر أولا:

$$\begin{aligned} \frac{s^2\{b_1\}}{\sigma^2\{b_1\}} &= \frac{\frac{MSE}{\sum (X_i - \bar{X})^2}}{\sigma^2} = \frac{MSE}{\sigma^2} = \frac{SSE}{\sigma^2} \\ &= \frac{SSE}{\sigma^2(n-2)} \sim \frac{\chi^2(n-2)}{n-2} \end{aligned}$$

حيث يعني الرمز \sim "موزع وفق". وتتبع الخطورة الأخيرة من (3.11). وبالتالي لدينا:

$$\frac{b_1 - \beta_1}{s\{b_1\}} \sim \frac{z}{\sqrt{\frac{\chi^2(n-2)}{n-2}}}$$

ولكن z و χ^2 مستقلان استنادا إلى النظرية (3.11)، ذلك لأن z دالة في b_1 و b_1 مستقل عن $\chi^2 \sim SSE / \sigma^2$. وهكذا نستنتج من تعريف (1.41)، أن:

$$\frac{b_1 - \beta_1}{s\{b_1\}} \sim t(n-2)$$

وتضعنا هذه النتيجة في موقع نستطيع معه القيام باستقرارات سهلة حول β_1 .

فترة الثقة لـ β_1

بما أن $(b_1 - \beta_1)/s\{b_1\}$ يتبع التوزيع t ، فيمكننا صياغة العبارة الاحتمالية التالية:

$$P\{t(\alpha/2; n-2) \leq (b_1 - \beta_1)/s\{b_1\} \leq t(1 - \alpha/2; n-2)\} = 1 - \alpha \quad (3.12)$$

ويرمز $t(\alpha/2; n-2)$ هنا إلى المئين 100 $(\alpha/2)$ للتوزيع t بـ $n-2$ درجة حرية. ويتبع

من تناظر التوزيع t أن:

$$t(\alpha/2; n-2) = -t(1 - \alpha/2; n-2) \quad (3.13)$$

وبإعادة ترتيب المتباينات في (3.12)، واستخدام (3.13)، نحصل على:

$$P\{b_1 - t(1 - \alpha/2; n-2)s\{b_1\} \leq \beta_1 \leq b_1 + t(1 - \alpha/2; n-2)s\{b_1\}\} = 1 - \alpha \quad (3.14)$$

وبما أن (3.14) تتحقق من أجل جميع قيم β_1 الممكنة فإن $1 - \alpha$ حدي ثقة لـ β_1 هما:

$$b_1 \pm t(1 - \alpha/2; n-2)s\{b_1\} \quad (3.15)$$

مثال. دعنا نعود إلى مثال حجم الدفعة لشركة وستود في الفصل الثاني. ترغب

الإدارة تقديرًا لـ β_1 بـ 95 بالمائة معامل ثقة. ولنلخص في الجدول (٣-١) النتائج اللازمة

والتي سبق الحصول عليها. إذ نحتاج أولاً إلى الحصول على $s\{b_1\}$:

$$s^2\{b_1\} = \frac{MSE}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \frac{7.5}{3,400} = 0.002206$$

$$s\{b_1\} = 0.04697$$

ويتطلب 95 بالمائة معامل ثقة، المقدار $t(0.975; 8)$. ومن جدول (أ) — (٢) في الملحق أ،

نجد $t(0.975; 8) = 2.306$. ومن (3.15) تكون الـ 95 بالمائة فترة ثقة:

$$2.0 - 2.306(0.04697) \leq \beta_1 \leq 2.0 + 2.306(0.04697)$$

$$1.89 \leq \beta_1 \leq 2.11$$

وهكذا، وبمعامل ثقة 0.95، نقدر أن متوسط عدد ساعات العمل تزداد بما يتراوح بين

1.89 و 2.11 لكل زيادة في حجم الدفعة مقدارها جزء واحد.

الجدول (٣ - ١) نتائج لمثال شركة وستود حصلنا عليها في الفصل الثاني.

$n = 10$	$\bar{X} = 50$
$b_0 = 10.0$	$b_1 = 2.0$
$\hat{Y} = 10.0 + 2.0 X$	$SSE = 60$
$\sum X_i^2 = 28,400$	$MSE = 7.5$
$\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n} = \sum (X_i - \bar{X})^2 = 3,400$	
$\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n} = \sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) = 6,800$	
$\sum Y_i^2 - \frac{(\sum Y_i)^2}{n} = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 = 13,660$	

ملاحظة

لاحظنا، في الفصل الثاني، أن مجال نموذج الانحدار مقيد، عادة، لفترة ما من قيم المتغير المستقل. ومن المهم تذكر هذا، على وجه الخصوص، عند استخدام تقديرات الميل β_1 . في مثالا عن حجم الدفعة، يبدو أن نموذج الانحدار الخطي مناسب لحجوم دفعات بين 20 و 80، وهو مدى المتغير المستقل في الماضي القريب. وقد لا يكون من المنطقي استخدام تقديرات الميل للاستقرارات عن تأثير حجم الدفعة على عدد ساعات العمل بعيدا خارج هذا المدى حيث إن علاقة الانحدار قد لا تكون هنا، خطية.

اختبارات حول β_1

بما أن $\{b_1 - \beta_1\}/s\{b_1\}$ يتوزع وفقا لـ t بـ $2 - n$ درجة حرية، يمكن القيام،

باختبارات حول β_1 مستخدمين توزيع t بالطريقة المعتادة.

مثال ١. اختبار ثنائي الجانب. يرغب محلل تكاليف في شركة وستود في اختبار ما إذا كانت توجد صلة خطية بين ساعات العمل وحجم الدفعة أم لا، وذلك باستخدام نموذج الانحدار (3.1). والبديلان عندئذ هما :

$$\begin{aligned} H_0: \beta_1 &= 0 \\ H_a: \beta_1 &\neq 0 \end{aligned} \quad (3.16)$$

وإذا رغب المحلل بضبط مخاطرة الخطأ من النوع الأول عند 0.05، فباستطاعته، في

الحقيقة، استنتاج H_a حال العودة إلى الـ 95 بالمائة فترة ثقة لـ β_1 التي أقمناها سابقا، لأن الفترة لا تتضمن الصفر.

ويستند اختبار واضح للبدلين (3.16) على إحصاء الاختبار:

$$t^* = \frac{b_1}{s\{b_1\}} \quad (3.17)$$

وتكون قاعدة القرار مع إحصاء الاختبار هذه، عند ضبط مستوى المعنوية عند α هي:

$$|t^*| \leq t(1 - \alpha/2; n - 2) \text{ إذا كان } H_0 \text{ استنتج} \quad (3.17a)$$

$$|t^*| > t(1 - \alpha/2; n - 2) \text{ إذا كان } H_a \text{ استنتج}$$

وفي مثال شركة وستود، حيث $\alpha = 0.05$ ، $b_1 = 2.0$ و $s\{b_1\} = 0.04697$ نجد

$$2.306 = t(0.975; 8) . \text{ وهكذا تكون قاعدة القرار لاختبار البدلين (3.16)}$$

$$|t^*| \leq 2.306 \text{ إذا كان } H_0 \text{ استنتج}$$

$$|t^*| > 2.306 \text{ إذا كان } H_a \text{ استنتج}$$

وبما أن $|t^*| = |2.0/0.04697| = 42.58 > 2.306$ فنستنتج H_a . أي $0 \neq \beta_1$ أو هناك صلة خطية بين ساعات العمل وحجم الدفعة.

نحصل على القيمة P لنتيجة العينة بإيجاد الاحتمال $\{P(t(8) > 42.58)\}$.

ومن الجدول (٢-٤) نرى أن الاحتمال أقل من 0.0005 وفي الحقيقة، يمكن إثبات أنها تقريبا صفر وسيرمز لها بـ 0^+ . وهكذا، فإن القيمة P -ثنائية الجانب هي $2(0^+) = 0$ وحيث إن القيمة P -ثنائية الجانب أقل من مستوى المعنوية المحدد $\alpha = 0.05$ فيمكننا مباشرة استنتاج H_a .

مثال ٢. اختبار وحيد الجانب. لو أن المحلل يرغب في اختبار ما إذا كان β_1 موجبا أم لا، مع ضبط مستوى المعنوية عند $\alpha = 0.05$ لكان البدلان:

$$H_0: \beta_1 \leq 0$$

$$H_a: \beta_1 > 0$$

ولكانت قاعدة القرار المبينة على إحصاء الاختبار (3.17):

$$t^* \leq t(1 - \alpha; n - 2) \text{ إذا كان } H_0 \text{ استنتج}$$

$$t^* > t(1 - \alpha; n - 2) \text{ إذا كان } H_a \text{ استنتج}$$

من أجل $\alpha = 0.05$ ، نحتاج إلى $t(0.95; 8) = 1.860$ ، وبما أن $42.58 > 1.860$ ، فنستنتج H_0 ، أي أن β_1 موجب.

وكان بالإمكان الوصول مباشرة إلى هذا القرار نفسه من القيمة P وحيدة الجانب والتي لوحظ أنها 0^+ في المثال ١. وبما أن القيمة P هذه أقل من 0.5، فنستنتج H_0 .

تعليقات

١ - تنشر كثير من حزم الحاسب والنشرات العلمية، عادة، القيمة P مع قيمة إحصاءة الاختبار. وبهذه الطريقة يمكن إجراء اختبار عند أي مستوى معنوية مرغوب، وذلك بمقارنة القيمة P مع المستوى المحدد α . وينبغي على مستخدمي حزم الحاسب أخذ الحذر والتحقق مما إذا كانت القيمة P المعطاة وحيدة الجانب أم ثنائية الجانب.

٢ - نرغب أحيانا في اختبار ما إذا كان β_1 يساوي قيمة محددة β_{10} غير الصفر أم لا، والتي ربما تكون تاريخيا قيمة قياسية، أو القيمة لتجربة مشابهة، أو مواصفة هندسية. وفي اختبار كهذا، تكون الإحصاءة المناسبة:

$$t^* = \frac{b_1 - \beta_{10}}{s\{b_1\}} \quad (3.18)$$

وقاعدة القرار المستخدمة للبدلين:

$$H_0: \beta_1 = \beta_{10}$$

$$H_a: \beta_1 \neq \beta_{10}$$

هي القاعدة (3.17a) نفسها ولكنها، الآن مبنية على t^* المعروف في (3.18).

لاحظ أن إحصاءة الاختبار (3.18) تختزل إلى إحصاءة الاختبار (3.17) عندما

$$\text{ينطوي الاختبار على } H_0: \beta_1 = \beta_{10} = 0$$

(٣-٢) استقرارات حول β_0

كما لوحظ في الفصل الثاني، فليس هناك إلا مناسبات غير متواترة نرغب فيها باستقرارات حول β_0 ، مقطوع خط الانحدار. ويحدث هذا عندما يتضمن مجال النموذج القيمة $X = 0$.

توزيع المعاينة لـ b_0

أعطي المقدّر النقطي b_0 في (2.10b) كما يلي:

$$b_0 = \bar{Y} - b_1 \bar{X} \quad (3.19)$$

ويعود توزيع المعاينة لـ b_0 إلى الاختلاف في قيم b_0 التي نحصل عليها عند تكرار المعاينة مع بقاء مستويات المتغير المستقل X ثابتة من عينة إلى أخرى.

(3.20) في نموذج الانحدار (3.1)، يكون توزيع المعاينة لـ b_0 طبيعياً، بمتوسط وتباين.

$$E\{b_0\} = \beta_0 \quad (3.20a)$$

$$\sigma^2\{b_0\} = \sigma^2 \frac{\sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{X}^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (3.20b)$$

وتنتج طبيعية توزيع المعاينة لـ b_0 لأن b_0 ، مثله مثل b_1 ، تركيب خطي في المشاهدات Y_i . ويمكن الحصول على نتائج المتوسط والتباين لتوزيع المعاينة لـ b_0 بطريقة مشابهة لتلك المستخدمة من أجل b_1 .

ونحصل على مقدر لـ $\sigma^2\{b_0\}$ بأن نستبدل بـ σ^2 تقديرها النقطي MSE

$$s^2\{b_0\} = MSE \frac{\sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} = MSE \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{X}^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (3.21)$$

ويكون الجذر التربيعي $s\{b_0\}$ مقدرًا لـ $\sigma\{b_0\}$.

توزيع المعاينة لـ $s\{b_0\}$ ($b_0 - \beta_0$).

توجد نظرية حول b_0 مشابهة للنظرية (3.10) حول b_1 وتعرض:

$$(3.22) \quad \text{في النموذج (3.1) يتوزع } \frac{b_0 - \beta_0}{s\{b_0\}} \text{ وفق } t(n-2).$$

وبالتالي يمكن صياغة فترات ثقة لـ β_0 واختبارات حول β_0 بالطريقة المعتادة،

مستخدمين التوزيع t .

فوة ثقة لـ β_0

نحصل على $1-\alpha$ حدي ثقة لـ β_0 بالطريقة نفسها التي اشتقت فيها سابقاً من

أجل β_1 :

$$b_0 \pm t(1 - \alpha/2; n-2) s\{b_0\} \quad (3.23)$$

مثال. كما لوحظ سابقاً لا يمكن مد مجال نموذج مثال شركة وستود إلى أحجام

دفعات $X = 0$. وبالتالي، قد لا تملك معلمة الانحدار β_0 معنى ذا مغزى هنا. ومع ذلك،

إذا رغبتنا في 90 بالمائة فترة ثقة لـ β_0 فإننا نغضي بإيجاد $t(0.95;8)$ و $s\{b_0\}$ ومن الجدول (٢ - ٢)، نجد $t(0.95;8) = 1.86$. وباستخدام النتائج السابقة المخصصة في الجدول (١ - ٣) نحصل من (3.21) على:

$$s^2\{b_0\} = MSE \frac{\sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} = 7.5 \left[\frac{28,400}{10(3,400)} \right] = 6.26471$$

أو

$$s\{b_0\} = 2.50294$$

وبالتالي تكون الـ 95 بالمائة فترة ثقة لـ β_0 هي:

$$10.0 - 1.860 (2.50294) \leq \beta_0 \leq 10.0 + 1.860 (2.50294)$$

$$5.34 \leq \beta_0 \leq 14.66$$

ونحذر مرة ثانية أنه ليس من الضروري أن تزودنا فترة الثقة هذه بأية معلومات ذات مغزى. وعلى سبيل المثال، ليس ضرورياً أن تزودنا بمعلومات عن التكاليف الأساسية لإنتاج دفعة من الأجزاء (التكاليف التي يتطلبها بناء عملية الإنتاج بغض النظر عن حجم الدفعة) لأننا لسنا متأكدين مما إذا كان نموذج الانحدار الخطي مناسباً عند توسيع مجال النموذج بحيث يشمل $X = 0$.

(٣ - ٣) بعض الاعتبارات عند القيام باستقرارات حول β_0 و β_1

تأثير الابتعاد عن الطبيعية

إذا لم تكن التوزيعات الاحتمالية لـ Y طبيعية ولكنها لا تبعد ابتعاداً لا يمكن إغفاله عن التوزيع الطبيعي، فإن توزيعي المعاينة لـ b_0 و b_1 يكونان طبيعيين تقريباً، وسيزودنا استخدام التوزيع t بمعاملات الثقة المحددة أو بمستوى المعنوية بصورة تقريبية. أما إذا ابتعدت توزيعات Y عن الطبيعي، فللمقترنين b_0 و b_1 عموماً خاصية التقارب إلى الطبيعي - يقترب توزيعهما من الطبيعي تحت شروط عامة جداً مع زيادة حجم العينة. وهكذا من أجل عينات كبيرة بما فيه الكفاية تبقى فترات الثقة وقواعد القرار المعطاة سابقاً قابلة للتطبيق حتى لو ابتعدت التوزيعات الاحتمالية لـ Y عن الطبيعي. ومن أجل عينات كبيرة نستبدل، قيمة t بقيمة z للتوزيع الطبيعي المعياري.

تفسير معاملات الثقة ومخاطر الخطأ

بما أن نموذج الانحدار (3.1) يفترض أن الـ X_i ثوابت معروفة، فإن معاملات الثقة

ومخاطر الأخطاء تتخذ تفسيراً لها من خلال أخذ عينات متكررة تحافظ فيها المشاهدات X على المستويات نفسها كما في العينة المحفوظة. وعلى سبيل المثال، أقمنا فترة ثقة لـ β_1 بمعامل ثقة 0.95 في مثال شركة وستود. وتفسير هذا المعامل هو أنه إذا أخذنا العديد من العينات المستقلة مع بقاء مستويات X (أحجام الدفعات) في العينات المتكررة كما كانت في العينة الأولى، وأقمنا 95 بالمائة فترة ثقة لكل عينة، فإن 95 بالمائة من هذه الفترات سوف تحتوي القيمة الحقيقية لـ β_1 .

المسافات بين مستويات X المتتالية

يوضح تأمل العلاقة بين (3.3b) و (3.20b) لتباين b_0 و b_1 ، على الترتيب أنه من أجل n و m معروفين يتأثر هذان التباينان بالمسافات بين المستويات المتتالية لـ X في البيانات المحفوظة. فمثلاً، كلما ازداد الانتشار في مستويات X ، كبرت الكمية $\sum (X_i - \bar{X})^2$ وصغر تباين b_1 . وسوف نناقش في الفقرة (٧-٥) كيف تُحدد مواقع المشاهدات X في التجارب التي يمكن التحكم فيها بمسافات هذه المشاهدات بعضها عن بعض.

قوة الاختبار

يمكن الحصول على قوة اختباري β_0 و β_1 من الجدول (لـ ٥) في الملحق أ، والذي يحوي جداول بيانية لدالة قوة الاختبار t . اعتبر، مثلاً مسألة القرار العامة:

$$\begin{aligned} H_0: \beta_1 &= \beta_{10} \\ H_a: \beta_1 &\neq \beta_{10} \end{aligned} \quad (3.24)$$

والتي استخدمت فيها إحصاءة الاختبار العامة (3.18):

$$t^* = \frac{b_1 - \beta_{10}}{s\{b_1\}} \quad (3.24a)$$

وكانت قاعدة القرار لمستوى معنوية α هي:

$$\begin{aligned} |t^*| &\leq t(1 - \alpha/2; n-2) \text{ إذا كان } H_0 \text{ استنتج} \\ |t^*| &> t(1 - \alpha/2; n-2) \text{ إذا كان } H_a \text{ استنتج} \end{aligned} \quad (3.24b)$$

فتكون قوة هذا الاختبار هي احتمال أن تقود قاعدة القرار إلى النتيجة H_a عندما تكون، في الواقع، صحيحة. وبالتحديد تُعطي القوة بـ:

$$1 - \beta = P\{|t^*| > t(1 - \alpha/2; n-2) \mid \delta\} \quad (3.25)$$

حيث δ مقياس اللامركزية - أي، كم تبعد قيمة β_0 الحقيقية عن β_{10} :

$$\delta = \frac{|\beta_1 - \beta_{10}|}{\sigma\{b_1\}} \quad (3.26)$$

يقدم الجدول (أ - ٥) قوى اختبار t ثنائي الجانب (كنسب مئوية) وذلك من أجل $\alpha=0.01$ و $\alpha=0.05$ لمختلف درجات الحرية df . ولتوضيح استخدام هذا الجدول، دعنا نرجع إلى مثال شركة وستود حيث اختبرنا:

$$H_0: \beta_1 = \beta_{10} = 0$$

$$H_a: \beta_1 \neq \beta_{10} = 0$$

افترض أننا نرغب معرفة قوة الاختبار عندما تكون $\beta_1 = 0.25$. فلتحقيق ذلك نحتاج إلى معرفة σ^2 ، تبين حدود الخطأ. افترض أن $\sigma^2 = 10.0$ وبذلك تكون $\sigma^2\{b_1\}$ في مثالنا:

$$\sigma^2\{b_1\} = \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = \frac{10.0}{3,400} = 0.002941$$

أو $\sigma\{b_1\} = 0.05423$ وعندئذ $\delta = |0.25 - 0| \div 0.05423 = 4.6$. ندخل الرسم البياني وفق $\alpha = 0.05$ (مستوى المعنوية المستخدم في الاختبار). ونرسم بصورة تقريبية وبالعين المجردة المنحنى الخاص بشمانية درجات حرية. وبقراءة للإحداثي الصادي الموافق لـ $\delta = 4.6$ نحصل تقريبا على 0.97 بالمائة. وهكذا إذا كانت $\beta_1 = 0.25$ ، فسيقودنا الاختبار إلى النتيجة $H_a (\beta_1 \neq 0)$ باحتمال 97. تقريبا. وبعبارة أخرى، إذا كانت $\beta_1 = 0.25$ ، فسنكون شبه متأكدين من استنتاج أن هناك علاقة خطية بين ساعات العمل وحجم الدفعة.

ويمكن الحصول على قوة الاختبارات حول β_0 من الجدول (أ - ٥) بطريقة مشابهة تماما. ومن أجل اختبارات وحيدة الجانب ندخل الجدول (أ - ٥) على أساس أن نصف مستوى المعنوية المعروضة هناك هو مستوى المعنوية في الاختبار وحيد الجانب.

(٣ - ٤) تقدير الفترة لـ $E\{Y_h\}$

أحد الأهداف الرئيسية في تحليل الانحدار هو، عادة، تقدير متوسط توزيع واحد أو أكثر من توزيعات Y الاحتمالية. اعتبر، مثلا، دراسة العلاقة بين مستوى الأجر على أساس القطعة X وإنتاجية العامل Y . فقد يكون لمتوسط الإنتاجية عند مستويات عالية

ومتوسطة للأجر على أساس القطعة أهمية خاصة لأغراض تحليل الأرباح الناتجة عن زيادة في الأجر. وكمثال آخر، قد تهتم شركة وستود. بمتوسط الاستجابة (متوسط عدد ساعات العمل) لدفعات حجمها $X = 40$ قطعة، $X = 55$ قطعة و $X = 70$ قطعة، وذلك لأغراض اختيار أحجام الدفعات المناسبة للإنتاج.

لنرمز بـ X_h لمستوى X الذي نرغب بتقدير متوسط الاستجابة من أجله. وقد تكون X_h قيمة من قيم العينة: أو قد تكون قيمة أخرى للمتغير المستقل ضمن مجال النموذج. نرمز لمتوسط الاستجابة عند $X = X_h$ بـ $E\{Y_h\}$. وتعطينا العلاقة (2.12) المقدّر النقطي \hat{Y}_h لـ $E\{Y_h\}$:

$$\hat{Y}_h = b_0 + b_1 X_h \quad (3.27)$$

نستعرض الآن توزيع المعاينة لـ \hat{Y}_h .

توزيع المعاينة لـ \hat{Y}_h

يشير توزيع المعاينة لـ \hat{Y}_h ، كما هو الحال في توزيعات المعاينة التي ناقشناها سابقاً، إلى القيم المختلفة لـ \hat{Y}_h التي تنتج عند تكرار إختيار عينات كل منها يحفظ مستويات المتغير المستقل X ثابتة، وحساب \hat{Y}_h لكل عينة.

(3.28) ولنموذج الانحدار (3.1)، يكون توزيع المعاينة لـ \hat{Y}_h طبيعياً بمتوسط وتباين:

$$E\{\hat{Y}_h\} = E\{Y_h\} \quad (3.28a)$$

$$\sigma^2\{\hat{Y}_h\} = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(X_h - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (3.28b)$$

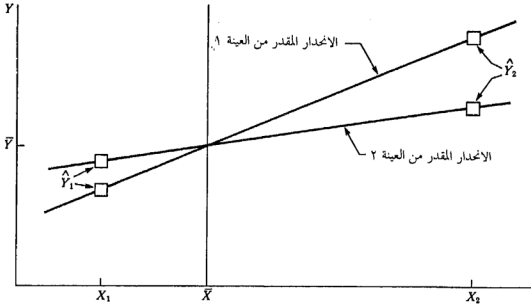
الطبيعية. تنتج طبيعية توزيع المعاينة لـ \hat{Y}_h مباشرة من حقيقة أن \hat{Y}_h تركيب خطي في المشاهدات Y_i .

لإثبات أن \hat{Y}_h مقدّر غير منحاز لـ $E\{Y_h\}$ ، نغضي كالتالي:

$$\begin{aligned} E\{\hat{Y}_h\} &= E\{b_0 + b_1 X_h\} = E\{b_0\} + X_h E\{b_1\} \\ &= \beta_0 + \beta_1 X_h \end{aligned}$$

وذلك بالاستناد إلى (3.3a) و (2.20a).

شكل (٢-٣) التأثير على \hat{Y}_h للتغير في b_1 من عينة إلى أخرى وذلك في عيتين هما المتوسط نفسه \bar{X} و \bar{Y} .



التباين. لاحظنا أن متغيرة توزيع المعاينة لـ \hat{Y}_h تتأثر بمقدار بُعد X_h عن \bar{X} من خلال الحد $(X_h - \bar{X})^2$. فكلما ابتعد X_h عن \bar{X} كبرت الكمية $(X_h - \bar{X})^2$ مما يزيد في تباين \hat{Y}_h . ويعطي الشكل (٢-٣) توضيحا بديها لهذا التأثير، فهناك نعرض توفيقين لخطي انحدار على أساس عيتين تتفقان في مجموعة قيم X . ولنفترض أن خطي الانحدار يمران من النقطة (\bar{X}, \bar{Y}) نفسها، وذلك لعزل التأثير موضع الاهتمام، ونعني تأثير تغير الميل المقدر b_1 من عينة إلى عينة. لاحظ أنه عندما تكون X_1 قريبة من \bar{X} تكون القيمتان التوفيقيتان \hat{Y}_1 لخطي الانحدار العنيتين قريبتين من بعضهما. ويكون الوضع مختلفا عند X_2 البعيدة عن \bar{X} . فهنا تختلف القيمتان التوفيقيتان \hat{Y}_2 كثيرا. وهكذا فإن تأثير تغير الميل b_1 من عينة إلى أخرى على \hat{Y}_h هو تأثير أوضح بكثير عند مستويات X البعيدة عن \bar{X} منه عند مستويات X القريبة من \bar{X} . وبالتالي يكون التغير في قيم \hat{Y}_h من عينة إلى أخرى أكبر، في حالة X_h بعيدة عن المتوسط، منه في حالة X_h قريبة من المتوسط.

وعند التعويض بـ MSE عن σ^2 في (3.28b)، نحصل على $\{\hat{Y}_h\}$ ، التباين المقدّر

لـ \hat{Y}_h :

$$s^2\{\hat{Y}_h\} = MSE \left[\frac{1}{n} + \frac{(X_h - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (3.29)$$

ويكون الانحراف المعياري المقدّر لـ \hat{Y}_h ، عندئذٍ، الجذر التربيعي لـ $s^2\{\hat{Y}_h\}$.

ملاحظة

لاستنباط $\sigma^2\{\hat{Y}_h\}$ نبين أولاً أن b_1 و \bar{Y} غير مرتبطين وبالتالي فهما في نموذج الانحدار (3.1) مستقلان:

$$\sigma\{\bar{Y}, b_1\} = 0 \quad (3.30)$$

حيث يرمز $\sigma\{\bar{Y}, b_1\}$ للتغاير بين \bar{Y} و b_1 . ونبدأ بالتعاريف:

$$\bar{Y} = \sum \left(\frac{1}{n} \right) Y_i$$

$$b_1 = \sum k_i Y_i$$

حيث k_i هي كما عرفناها في (3.4a). والآن نستخدم النظرية (1.29) مع $a_i = \frac{1}{n}$ و $c_i = k_i$ متذكرين أن الـ Y_i متغيرات عشوائية مستقلة:

$$\sigma\{\bar{Y}, b_1\} = \sum \left(\frac{1}{n} \right) k_i \sigma^2\{Y_i\} = \frac{\sigma^2}{n} \sum k_i$$

ولكن نعلم من (3.5) أن $\sum K_i = 0$ وبالتالي فإن التغاير 0.

والآن نحن جاهزون لإيجاد تباين \hat{Y}_h . وسوف نستخدم المقدّر في الصيغة البديلة

(2.15):

$$\sigma^2\{\hat{Y}_h\} = \sigma^2\{\bar{Y} + b_1(X_h - \bar{X})\}$$

وبما أن \bar{Y} ، b_1 مستقلان و X_h ، \bar{X} ثابتان، فنجد:

$$\sigma^2\{\hat{Y}_h\} = \sigma^2\{\bar{Y}\} + (X_h - \bar{X})^2 \sigma^2\{b_1\}$$

والآن $\{b_1\}$ σ^2 يُعطى في (3.3b) و:

$$\sigma^2\{\bar{Y}\} = \frac{\sigma^2\{Y_i\}}{n} = \frac{\sigma^2}{n}$$

وبالتالي:

$$\sigma^2\{\hat{Y}_h\} = \frac{\sigma^2}{n} + (X_h - \bar{X})^2 \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2}$$

والتي، تعطي، بعد شيء من ترتيب الحدود العلاقة (3.28b).

توزيع المعاينة لـ $(\hat{Y}_h - E\{Y_h\})/s\{\hat{Y}_h\}$

حيث إننا واجهنا توزيع t في كل أنواع الاستقرارات حتى الآن في نموذج الانحدار (3.1) فينبغي أن لا يكون مفاجئا أن:

$$\frac{\hat{Y}_h - E(Y_h)}{s\{\hat{Y}_h\}} \text{ يتوزع وفقا لـ } t(n-2) \text{ في نموذج الانحدار (3.1).} \quad (3.31)$$

وهكذا تجري جميع الاستقرارات حول $E\{Y_h\}$ بالطريقة المعتادة مع توزيع t .

وسنوضح بناء فترات الثقة لأن استخدامهما في التطبيقات يتكرر أكثر من الاختبارات.

فترة الثقة لـ $E\{Y_h\}$

تبنى فترة الثقة $E\{Y_h\}$ بالطريقة المعتادة باستخدام توزيع t كما هو موضح في النظرية (3.31). و $(1 - \alpha)$ حدي ثقة هما:

$$\hat{Y}_h \pm t(1 - \alpha/2; n-2)s\{\hat{Y}_h\} \quad (3.32)$$

مثال ٩. بالعودة إلى مثال حجم الدفعة لشركة وستود، دعنا نجده 90% فترة ثقة

لـ $E\{Y_h\}$ عندما يكون حجم الدفعة $X_h = 55$ قطعة. وباستخدام النتائج السابقة في

الجدول (١-٣) نجد التقدير النقطي \hat{Y}_h :

$$\hat{Y}_h = 10.0 + 2.0(55) = 120$$

والآن نحتاج إلى حساب الانحراف المعياري المقدر $s\{\hat{Y}_h\}$. وباستخدام (3.29)

نحصل على:

$$s^2\{\hat{Y}_h\} = 7.5 \left[\frac{1}{10} + \frac{(55-50)^2}{3,400} \right] = 0.80515$$

وهكذا يكون:

$$s\{\hat{Y}_h\} = 0.89730$$

ومن أجل 90% فترة ثقة، نحتاج إلى $t(0.95; 8) = 1.860$. وبالتالي تكون فترة ثقتنا

بمعامل ثقة 0.90 هي باستخدام (3.32):

$$120 - 1.860(0.89730) \leq E\{Y_h\} \leq 120 + 1.860(0.89730) \\ 118.3 \leq E\{Y_h\} \leq 121.7$$

ونستنتج بمعامل ثقة 0.90 أن متوسط عدد ساعات العمل المطلوبة عند إنتاج دفعات

من 55 قطعة يقع بين 118.3 و 121.7.

مثال ٢. افترض أن شركة وستود ترغب في تقدير $E\{Y_h\}$ عندما $X_h = 80$ قطعة

وذلك بـ 90% فترة ثقة. نحتاج هنا إلى :

$$\hat{Y}_h = 10.0 + 2.0(80) = 170 \\ s^2\{\hat{Y}_h\} = 7.5 \left[\frac{1}{10} + \frac{(80-50)^2}{3,400} \right] = 2.73529$$

$$s\{\hat{Y}_h\} = 1.65387$$

$$t(0.95; 8) = 1.860$$

وهكذا تكون الـ 90% فترة ثقة:

$$170 - 1.860(1.65387) \leq E\{Y_h\} \leq 170 + 1.860(1.65387) \\ 166.9 \leq E\{Y_h\} \leq 173.1$$

لاحظ أن فترة الثقة هنا أوسع بعض الشيء من تلك في المثال ١، لأن مستوى

الـ X_h هنا ($X_h = 80$) أكثر بعدا عن المتوسط $\bar{X} = 50$ من مستوى الـ X_h في المثال ١،

($X_h = 55$).

تعليقات

١ - بما أن الـ X_h في نموذج الانحدار (3.1) ثوابت معلومة، فإن فترات الثقة

ومخاطر الأخطاء في الاستقرارات حول متوسط الاستجابة تُفسر من خلال تصور أخذ

عينات متكررة نحافظ فيها المشاهدات X على المستويات نفسها كما في العينة

الملحوظة فعلا. وقد نوّهنا سابقا بهذه النقطة، فيما يتعلق باستقرارات حول β_0 و β_1 .

٢ - نرى من العلاقة (3.286) أنه من أجل نتائج معطاة لعينة، يكون تباين

\hat{Y}_h أصغريا عندما يكون $X_h = \bar{X}$. ولذلك، ففي تجربة لتقدير متوسط الاستجابة عند

مستوى معين X_h للمتغير المستقل، تكون دقة التقدير أعظمية إذا اتخذت (مع بقاء كل

شيء آخر على حاله) المشاهدات في X مواقعها بحيث يكون $\bar{X} = X_h$.

٣ - عندما يكون حجم العينة كبيراً يمكن، في حدود الثقة (3.32) استبدال قيمة z الطبيعية المعيارية بالقيمة t ، لأن توزيع t يتقارب إلى التوزيع الطبيعي المعياري مع ازدياد حجم العينة.

٤ - تنطبق العلاقات المعتادة بين فترات الثقة والاختبارات في استقرارات تتعلق بمتوسط الاستجابة. وهكذا يمكن الانتفاع بحدي الثقة ذات الجانبين (3.32) في الاختبارات ذات الجانبين المتعلقة بمتوسط الاستجابة عند X_h . ويمكن بصورة بدلية، وضع قاعدة قرار نظامية.

٥ - حدا الثقة (3.32) لمتوسط الاستجابة $E\{Y_h\}$ غير حساسين لابتعاد معتدل عن فرضية أن حدود الأخطاء تتوزع طبيعياً. في الواقع، لا تكون الحدود حساسة حتى لابتعاد شديد عن الطبيعية إذا كان حجم العينة كبيراً. وهذه الخاصية عند تقدير متوسط الاستجابة مرتبطة بخاصية عدم تأثر حدود الثقة لـ β_0 و β_1 بالابتعاد عن الطبيعية والتي لاحظناها سابقاً.

٦ - ينطبق حدا الثقة (3.32) عندما نريد تقدير متوسط استجابة وحيد من العينة. وناقش في الفصل الخامس كيفية العمل عندما يُراد تقدير عدة متوسطات استجابة من العينة نفسها.

(٣ - ٥) التنبؤ بمشاهدة جديدة

نعتبر الآن التنبؤ بمشاهدة جديدة Y ، مقابلة لمستوى معين X للمتغير المستقل. وفي توضيح شركة وستود، على سبيل المثال، فإن الدفعة القادمة المراد إنتاجها تتألف من 55 قطعة، وترغب الإدارة بالتنبؤ بعدد ساعات العمل اللازمة لهذه الدفعة بالذات. وكمثال آخر، قدّر اقتصادي علاقة الانحدار بين مبيعات شركة وعدد الأشخاص الذين أعمارهم 16 سنة فما فوق، استناداً إلى بيانات من السنوات العشر الماضية. ومع توافر إسقاط سكاني موثوق لعدد الأشخاص الذين أعمارهم 16 سنة فأكثر في السنة القادمة، يرغب الاقتصادي التنبؤ بمبيعات الشركة للسنة القادمة.

ويُنظر للملاحظة الجديدة Y على أنها محاولة جديدة مستقلة عن المشاهدات التي استند إليها تحليل الانحدار. وسنرمز لمستوى X في المحاولة الجديدة بـ X_h وللملاحظة Y الجديدة بـ $Y_{h(new)}$. وبالطبع، نفرض أن نموذج الانحدار المعتمد، والقابل للتطبيق على بيانات العينة الأساسية يبقى مناسباً للملاحظة الجديدة.

والتمييز الأساسي بين تقدير متوسط الاستجابة $E\{Y_h\}$ الذي نوقش في الفقرة السابقة والتنبؤ باستجابة جديدة $Y_{h(new)}$ الذي ناقشه الآن. ففي الحالة السابقة نقدر متوسط توزيع Y . والآن، نتنبأ بنتيجة بمفردها مسحوبة من توزيع Y . وبالطبع فإن الغالبية العظمى من النتائج المفردة تنحرف عن متوسط الاستجابة. ويجب أن يكون هذا متاحاً في عملية التنبؤ بـ $Y_{h(new)}$.

فترة التنبؤ عند معرفة المعالم

لتوضيح طبيعة فترة التنبؤ بمشاهدة جديدة $Y_{h(new)}$ بطريقة بسيطة قدر الإمكان، سنفترض أولاً أن كل معالم الانحدار معروفة. وسنلغي لاحقاً هذا الافتراض ونقوم بتعديلات مناسبة.

افترض أن شركة وستود تخطط لإنتاج دفعة من $X_h = 40$ قطعة في أسابيع قليلة، ومعروف أن المعالم ذات العلاقة في نموذج الانحدار هي:

$$\begin{aligned}\beta_0 &= 9.5 & \beta_1 &= 2.1 \\ E\{Y\} &= 9.5 + 2.1X \\ \sigma^2 &= 10.0\end{aligned}$$

وهكذا نجد من أجل $X_h = 40$ قطعة:

$$E\{Y_h\} = 9.5 + 2.1(40) = 93.5$$

وبوضح الشكل (٣-٣) التوزيع الاحتمالي لـ Y في حالة $X_h = 40$ قطعة. ومتوسطة $E\{Y_h\} = 93.5$ وانحرافه المعياري $\sigma = \sqrt{10.0} = 3.162$. وفضلاً عن ذلك فالتوزيع طبيعي، بما يتفق مع نموذج الانحدار (3.1).

افترض أننا في صدد التنبؤ بأن عدد ساعات العمل للدفعة $X_h = 40$ قطعة القادمة

سيكون بين:

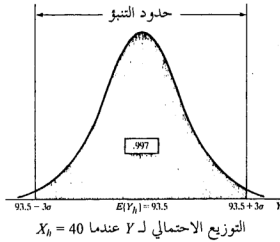
$$\begin{aligned}E\{Y_h\} &\pm 3\sigma \\ 93.5 &\pm 3(3.162)\end{aligned}$$

وبذلك تكون فترة التنبؤ:

$$84.0 < Y_{h(new)} < 103.0$$

وعا أن 99.7 بالمائة من مساحة التوزيع الاحتمالي تقع ضمن ثلاثة انحرافات معيارية عن المتوسط زيادة أو نقصا فإنه وباحتمال 0.997، ستعطي فترة التنبؤ هذه تنبؤا صحيحا لشروط الإنتاج القادم لـ 40 قطعة.

شكل (٣-٣) التنبؤ بـ $Y_{h(new)}$ عندما تكون المعالم معروفة.



وعلى هذا تكون الفكرة الأساسية لفترة التنبؤ هي اختيار مدى في توزيع Y تقع فيه أغلب المشاهدات، والادعاء بأن المشاهدة القادمة سوف تقع في هذا المدى. وتعتمد فائدة فترة التنبؤ، كما هو الحال دائما، على عرض الفترة وحاجة المستعمل للدقة.

وعموما، عندما تكون معالم الانحدار معروفة فإن الـ $1 - \alpha$ حدي تنبؤ لـ $Y_{h(new)}$

تكون:

$$E\{Y_h\} \pm z(1 - \alpha/2)\sigma \quad (3.33)$$

ويتمركز الحدين حول $E\{Y_h\}$ ، نحصل على أضيق فترة متلائمة مع الاحتمال المحدد للتنبؤ الصحيح.

فترة الثقة لـ $Y_{h(new)}$ عندما تكون المعالم غير معروفة

يجب تقدير معالم الانحدار عندما تكون غير معروفة. ويُقدَّر متوسط توزيع Y كالمتعاد \hat{Y}_h ويُقدَّر تباين توزيع Y بـ MSE . ولا نستطيع، في جميع الأحوال، أن

نستخدم، ببساطة حدي التنبؤ (3.33) بعد تعويض المعالم بالمقدرات النقطية المقابلة لها. وبالبداية يوضح الشكل (٤-٣) سبب ذلك. إذ يُعرض هناك توزيعان احتماليان لـ Y ، يقابلان الحدين الأعلى والأدنى لفترة الثقة الخاصة بـ $E\{Y_h\}$ وبعبارة أخرى يمكن أن يتموضع توزيع Y كأقصى توزيع مابين إلى اليسار، أو كالتوزيع الآخر المابين بعيدا إلى اليمين أو في أي مكان بينهما. وبما أننا لا نعلم المتوسط $E\{Y_h\}$ ولكننا فقط نقدره بفترة ثقة، فلا يمكننا التأكد من موقع توزيع Y .

ويوضح الشكل (٤-٣) كذلك حدي التنبؤ لكل من توزيعي Y الاحتماليين المعروفين هناك. وبما أننا غير متأكدين من موقع توزيع Y ، فمن الواضح أنه يجب أن تأخذ حدود تنبؤ $Y_{h(new)}$ في الحساب عنصرين، كما هو مبين في الشكل (٤-٣):

١- التغيرات في المواقع الممكنة لتوزيع Y .

٢- التغيرات ضمن توزيع Y الاحتمالي.

ونحصل على حدي تنبؤ لمشاهدة Y جديدة عند مستوى مُعطى X_h ، باستخدام النظرية التالية:

$$(3.34) \quad \text{في نموذج الانحدار (3.1) يتوزع } \frac{\hat{Y}_h - Y}{s\{Y_{h(new)}\}} \text{ وفقا لـ } t(n-2).$$

لاحظ أن الإحصاءة المعيارية (3.34) تستخدم المقدّر النقطي \hat{Y}_h في البسط بدلا من المتوسط الحقيقي $E\{Y_h\}$ لأن المتوسط الحقيقي غير معروف، ولا يمكن استخدامه للقيام بتنبؤ، وسوف نعرّف بعد قليل الانحراف المعياري المقدّر $s\{Y_{h(new)}\}$ الموجود في مقام الإحصاءة المعيارية.

ومن النظرية (3.34) نجد بالطريقة المعتادة أن الـ $(1-\alpha)$ حدي تنبؤ لمشاهدة

جديدة هما [قارن، مثلا، (3.34) مع (3.10)] واربط \hat{Y}_h مع b_1 و Y مع b_1

$$(3.35) \quad \hat{Y}_h \pm t(1-\alpha/2; n-2) s\{Y_{h(new)}\}$$

ونحصل بسهولة على تباين البسط للإحصاءة المعيارية (3.34) وذلك بالاستفادة

من استقلال المشاهدة الجديدة Y ومشاهدات العينة الأصلية التي بُنيت عليها \hat{Y}_h .

وسنمرز إلى تباين البسط بـ $\sigma^2\{Y_{h(new)}\}$ ونحصل عليه باستخدام العلاقة (1.28b).

$$\sigma^2 \{Y_{h(new)}\} = \sigma^2 \{\hat{Y}_h - Y\} = \sigma^2 \{\hat{Y}_h\} + \sigma^2 \{Y\} = \sigma^2 \{\hat{Y}_h\} + \sigma^2 \quad (3.36)$$

لاحظ أن للتباين $\sigma^2 \{Y_{h(new)}\}$ مركبتين:

١ - تباين توزيع المعاينة لـ \hat{Y}_h .

٢ - تباين توزيع Y عند $X = X_h$.

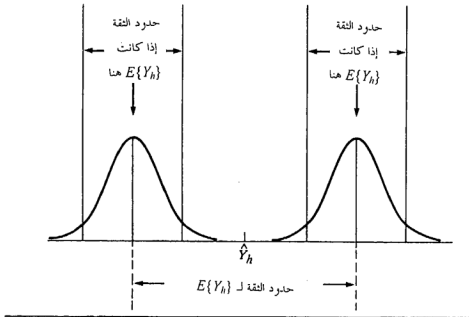
وكمقدّر غير منحاز لـ $\sigma^2 \{Y_{h(new)}\}$ نجد:

$$s^2 \{Y_{h(new)}\} = s^2 \{\hat{Y}_h\} + MSE \quad (3.37)$$

ويمكن التعبير عنه مستخدمين (3.29) كالآتي:

$$s^2 \{Y_{h(new)}\} = MSE \left[1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_h - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (3.37a)$$

شكل (٤-٣) التنبؤ بـ $Y_{h(new)}$ عندما لا تكون المعالم معروفة.



مثال. افترض أن شركة وستود ترغب في تنبؤ عن عدد ساعات العمل التي يتطلبها شوط إنتاج قادم من الحجم 55 بـ 90 بالمائة فترة تنبؤ، وأن قيم المعالم غير معروفة. نحتاج إلى $t(0.95; 8) = 1.860$. ولدينا من عمل سابق:

$$\hat{Y}_h = 120 \quad s^2 \{\hat{Y}_h\} = 0.80515$$

$$MSE = 7.5$$

وباستخدام (3.37) نحصل على:

$$s^2\{Y_{h(new)}\} = 0.80515 + 7.5 = 8.30515$$

وهكذا يكون:

$$s\{Y_{h(new)}\} = 2.88187$$

وبالتالي تكون 90 بالمائة فترة تنبؤ لـ $Y_{h(new)}$ من (3.35):

$$120 - 1.860(2.88187) \leq Y_{h(new)} \leq 120 + 1.860(2.88187)$$

$$114.6 \leq Y_{h(new)} \leq 125.4$$

وبمعامل ثقة 0.90 نتنبأ أن عدد ساعات العمل اللازمة لشوط الإنتاج القادم لـ 55 قطعة سوف تتراوح بين 114.6 و 125.4 ساعة.

تعليقات

١ - إن الـ 90 بالمائة فترة تنبؤ لـ $Y_{h(new)}$ التي حصلنا عليها آنفا أوسع من الـ 90 بالمائة فترة ثقة لـ $E\{Y_{95}\}$ التي حصلنا عليها في مثال ١ صفحة ٩٥ والسبب هو أننا نواجه عند التنبؤ بمشاهدة جديدة كلاً من التغيرات في \hat{Y}_h من عينة إلى عينة بالإضافة إلى التغير ضمن التوزيع الاحتمالي لـ Y .

٢ - تشير العلاقة (3.37a) أن فترة التنبؤ تتسع مع ابتعاد X_h عن \bar{X} . والسبب في ذلك هو أن تقدير متوسط \hat{Y}_h ، كما لوحظ سابقاً، يكون أقل دقة كلما ابتعد مع موقع X_h عن \bar{X} .

٣ - بخلاف لحدي الثقة (3.32) لمتوسط الاستجابة $E\{Y_h\}$ ، فإن لحدي التنبؤ (3.35) حساسان للابتعاد عن طبيعية توزيع حدود الخطأ. ونناقش في الفصل الرابع طرقاً تشخيصية لفحص طبيعية التوزيع الاحتمالي لحدود الخطأ، ونصف تدابير علاجية إذا كان الابتعاد عن الطبيعية كبيراً.

٤ - يشير معامل الثقة لحدي التنبؤ (3.35) إلى تكرار أخذ عينات تركز على المجموعة نفسها من قيم X ، ثم حساب لحدي التنبؤ لـ $Y_{h(new)}$ لكل عينة.

٥ - يعبر حد التنبؤ نفسيهما إلى استخدامات السيطرة الإحصائية — فلنفترض في مثال شركة وستود أن شوط الإنتاج الجديد لـ 55 قطعة، والتي كان حدا التنبؤ

لحاجته من ساعات العمل هما 114.6 و 125.4 ساعة، قد تطلب في واقع الأمر 135 ساعة. فقد تتخذ الإدارة من هذا مؤشرا إلى إمكانية حدوث تغير في عملية الإنتاج، وربما ترغب الشروع في بحث عن السبب الذي يقف وراء ذلك.

٦ - عندما يكون حجم العينة كبيرا، يكون الحدان الأخيران داخل الأقواس في (3.37a) صغيرين بالمقارنة مع 1، الحد الأول بين القوسين. وبالطبع يكون التوزيع t ، عندئذٍ، قريبا من التوزيع الطبيعي. وهكذا فإن الـ $(1 - \alpha)$ حدي تنبؤ تقريبيين لـ $Y_{h(new)}$ عندما تكون n كبيرة هما:

$$\hat{Y}_h \pm z(1-\alpha/2)\sqrt{MSE} \quad (3.38)$$

٧ - يُطبق حدا التنبؤ (3.35) على تنبؤ وحيد يعتمد على بيانات العينة. ونناقش فيما يلي كيفية التنبؤ بمتوسط عدد من المشاهدات الجديدة عند مستوى معلوم X_h ؛ وفي الفصل الخامس نتابع كيفية القيام بعدة تنبؤات عند مستويات X_h مختلفة.

٨ - تشبه فترات التنبؤ فترات الثقة. ومع ذلك فإنهما يختلفان من حيث المفهوم. فتمثل فترة الثقة استقراء حول معلمة، وهي فترة المقصود منها تغطية قيم المعلمة. ومن جهة أخرى فإن فترة التنبؤ هي عبارة حول القيمة التي سيأخذها متغير عشوائي.

التنبؤ بمتوسط m من المشاهدات الجديدة عن X_h معطاة

يرغب أحدنا أحيانا التنبؤ بمتوسط m من المشاهدات Y الجديدة عند مستوى معطى للمتغير المستقل. افترض أنه طُلب من شركة وستود التقدم بعبء في مناقصة تستدعي $m = 3$ من الأشواط الإنتاجية المستقلة لـ $X_h = 55$ قطعة وذلك خلال الأشهر القليلة القادمة. وترغب الإدارة التنبؤ بمتوسط ساعات العمل لكل شوط من الأشواط الثلاثة ومن ثمَّ تحويل هذه إلى تنبؤ عن عدد ساعات العمل الكلية التي يتطلبها إتمام العقد.

وسنرمز بـ $\bar{Y}_{h(new)}$ لمتوسط قيمة Y التي سنتنبأ بها. ويمكن تبين أن الـ $(1 - \alpha)$

حدي تنبؤ المناسبين هما:

$$\hat{Y}_h \pm t(1-\alpha/2; n-2)s\{\bar{Y}_{h(new)}\} \quad (3.39)$$

حيث:

$$s^2 \{\bar{Y}_{h(new)}\} = s^2 \{\hat{Y}_h\} + \frac{MSE}{m} \quad (3.39a)$$

أو بصورة مكافئة:

$$s^2 \{\bar{Y}_{h(new)}\} = MSE \left[\frac{1}{m} + \frac{1}{n} + \frac{(X_h - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (3.39b)$$

لاحظ من (3.39a) أن للتباين $s^2 \{\bar{Y}_{h(new)}\}$ مركبتين:

١- تباين توزيع معاينة \hat{Y}_h .

٢- تباين متوسط المشاهدات الـ m من توزيع Y الاحتمالي عند $X = X_h$.

مثال. في مثال شركة وستود، دعنا نحسب الـ 90 بالمائة فترة تنبؤ لمتوسط عدد ساعات العمل $\bar{Y}_{h(new)}$ في ثلاثة أشواط إنتاجية جديدة، ولكل منها $X_h = 55$ قطعة. لدينا من عمل سابق:

$$\begin{aligned} \hat{Y}_h &= 120 & s^2 \{\hat{Y}_h\} &= 80515 \\ MSE &= 7.5 & t(0.95; 8) &= 1.860 \end{aligned}$$

وبالتالي نجد:

$$s^2 \{\bar{Y}_{h(new)}\} = 80515 + \frac{7.5}{3} = 330515$$

أو

$$s^2 \{\bar{Y}_{h(new)}\} = 181801$$

وعندئذ تكون فترة التنبؤ لمتوسط عدد ساعات العمل للشروط الواحد:

$$\begin{aligned} 120 - 1.860(181801) &\leq \bar{Y}_{h(new)} \leq 120 + 1.860(181801) \\ 116.6 &\leq \bar{Y}_{h(new)} \leq 123.4 \end{aligned}$$

لاحظ أن حدي التنبؤ هذين هما أضيق إلى حد ما من تلك الخاصة بتنبؤ عدد ساعات العمل للدفعة واحدة من 55 قطعة لأنها تنطوي على تنبؤ متوسط ساعات العمل لثلاث دفعات.

ونحصل على فترة التنبؤ للعدد الكلي لساعات العمل للأشواط الإنتاجية الثلاثة بضرب حدي التنبؤ لـ $\bar{Y}_{h(new)}$ بثلاثة:

$$349.8 = 3(116.6) \leq \text{ساعات العمل الكلية} \leq 3(123.4) = 370.2$$

وهكذا يمكن التنبؤ بـ 90 بالمائة ثقة أن الشركة ستحتاج إلى ما يتراوح بين 350 و 370 ساعة عمل لإتمام عقد يلتزم بثلاث دفعات في كل منها 55 قطعة.

(٣ - ٦) اعتبارات في تطبيق تحليل الانحدار

ناقشنا الآن الجزء الرئيس من استخدامات تحليل الانحدار - القيام باستقراءات حول معالم الانحدار، وتقدير متوسط الاستجابة لـ X معروفة، والتنبؤ بمشاهدة Y جديدة من أجل X معطاة. وبقي القليل من الملاحظات التحذيرية حول وضع تطبيقات تحليل الانحدار موضع التنفيذ.

١ - كثيرا ما نستخدم تحليل الانحدار للقيام باستقراءات للمستقبل، فمثلا، قد ترغب شركة وستود تقدير ساعات العمل المتوقعة لدفعات معروفة الحجم وذلك لأغراض تخطيط الإنتاج المستقبلي. ولتطبيقات من هذا النوع فإنه من الأهمية تذكر أن مشروعية تطبيق الانحدار تعتمد على ما إذا كانت الشروط السببية الأساسية في الفترة المستقبلية ستكون ماثلة لتلك القائمة خلال الفترة التي جرى فيها تحليل الانحدار. وينطبق هذا التحذير سواء في تقدير متوسط الاستجابة أو التنبؤ بمشاهدات جديدة أو تقدير معالم انحدار.

٢ - عند التنبؤ بمشاهدات Y جديدة، غالبا ما نضطر إلى التنبؤ بالمتغير المستقل X نفسه. فمثلا ذكرنا سابقا التنبؤ بمبيعات شركة خلال السنة القادمة من إسقاط سكاني لعدد الأشخاص الذين يبلغون من العمر 16 فما فوق في السنة القادمة. والتنبؤ بمبيعات لشركة تحت مثل هذه الظروف هو تنبؤ مشروط، إذ يعتمد على صحة الإسقاط السكاني. ومن السهل إغفال الطبيعة الشرطية في هذا النوع من التنبؤ.

٣ - يعالج محذور آخر الاستقراءات المتعلقة بمستويات المتغير المستقل الواقعة خارج مدى المشاهدات. وللأسف كثيرا ما يحدث هذا عمليا. فالشركة التي تتنبأ بمبيعاتها عن طريق علاقة انحدار بمبيعاتها على الدخل الشخصي المنتظم سنجد، في الغالب، مستوى الدخل الشخصي المنتظم المعني (مثلا للسنة القادمة) واقعا خارج مدى البيانات السابقة. وإذا لم يقع المستوى X بعيدا وراء هذا المدى فقد تتوافر ثقة مقبولة في تطبيق

تحليل الانحدار. ومن جهة أخرى، إذا وقع مستوى X بعيدا عن مدى البيانات السابقة فنبغي ممارسة الحذر الشديد لأنه لا يمكن التأكد من أن دالة الانحدار التي تصلح للبيانات السابقة ستبقى صالحة فوق مدى أوسع للمتغير المستقل.

٤ - الاختبار الإحصائي الذي يقود للاستنتاج أن $\beta_1 \neq 0$ لا يُرسي علاقة سبب - ونتيجة بين المتغيرين المستقل والتابع. فمثلا، في البيانات غير التجريبية، قد يكون المتغيران X و Y متأثرين معا بمتغيرات أخرى لم يشملها نموذج الانحدار. وهكذا فقد تُظهر بيانات عن المفردات اللغوية، عند أطفال مدرسة ابتدائية (X) وسرعة الكتابة (Y) صلة خطية واضحة. ولكن قد يكون هذا في معظمه نتيجة لعمر الطفل، وعدد سنوات الدراسة، وعوامل مشابهة تؤثر في كل من X و Y . ومن جهة أخرى فإن وجود علاقة انحدار في تجارب تحت السيطرة يشكل في الغالب دليلا جيدا لوجود علاقة سبب - ونتيجة.

٥ - وأخيرا ينبغي التنويه ثانية بظهور مشاكل خاصة عندما نرغب بتقدير متوسطات الاستجابة، أو التنبؤ بمشاهدات جديدة، من أجل عدد من المستويات المختلفة لمتغير مستقل، كما هو الحال غالبا. ومعاملات الثقة للحددين (3.32) لتقدير متوسط استجابة ولحدي التنبؤ (3.35)، بمشاهدة جديدة ينطبق في حالة مستوى بمفرده لـ X في عينة معطاة. وسنناقش في الفصل الخامس كيفية القيام باستقراءات متعددة من عينة معطاة.

(٣ - ٧) الحالة التي تكون فيها X عشوائية

يفترض نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1) الذي استخدم خلال هذا الفصل وسوف يستخدم باستمرار، أن قيم X ثوابت معروفة. وكنتيه هذا، فإن معاملات الثقة ومخاطر الأخطاء تشير إلى تكرار المعاينة مع بقاء قيم X على حالها من عينة إلى أخرى.

وكثيرا ما يكون من غير المناسب اعتبار قيم X ثوابت معروفة. خذ، مثلا، انحدار المبيعات اليومية في متجر كبير للملابس السباحة على متوسط درجة الحرارة اليومية. فمن المؤكد أنه ليس باستطاعة المتجر السيطرة على درجة الحرارة اليومية، وبالتالي ليس هناك أي معنى للتفكير في تكرار المعاينة بحيث تبقى مستويات درجة الحرارة من

عينة إلى أخرى على حالها.

في مثل هذه الحالة ربما كان من الأفضل اعتبار كل من Y و X متغيرات عشوائية. وهل يعني هذا أن جميع نتائجنا السابقة لا تنطبق هنا؟ كلا بالتأكيد. إذ يمكن تبين أن جميع النتائج المتعلقة بالتقدير، والاختبار، والتنبؤ التي حصلنا عليها من أجل نموذج الانحدار (3.1) لا تزال تنطبق هنا إذا تحقق الشرطان التاليان:

١- التوزيعات الشرطية لـ Y_i علماً أن X_i معطاة، هي توزيعات طبيعية ومستقلة، بمتوسط شرطي $\beta_0 + \beta_1 X_i$ وتباين شرطي σ^2 .

٢- المتغيرات X_i هي متغيرات عشوائية مستقلة، وتوزيعها الاحتمالي $g(X_i)$ لا يتضمن المعالم β_0 ، β_1 و σ^2 .

ولا يتطلب هذان الشرطان سوى أن يكون نموذج الانحدار (3.1) مناسباً لكل توزيع شرطي لـ X_i ، وأن التوزيع الاحتمالي لـ X_i لا يتضمن معالم الانحدار. فإذا تحقق هذان الشرطان فإن جميع النتائج السابقة في التقدير والاختبار والتنبؤ تبقى صحيحة بالرغم من أن المتغيرات X_i هي الآن متغيرات عشوائية. والتعديل الرئيس الذي يحدث هو في تفسير معاملات الثقة ومخاطر الخطأ - فعندما تكون X عشوائية، تشير هذه إلى تكرار المعاينة لقيم الأزواج (X_i, Y_i) ، حيث تتغير قيم الـ X_i بالإضافة إلى قيم الـ Y_i من عينة إلى أخرى. وهكذا في المثال التوضيحي لمبيعات ملابس السباحة، يشير معامل الثقة إلى نسبة التقديرات الصحيحة بفترة إذا تكرر أخذ عينات من الحجم n للمبيعات اليومية ولدرجات الحرارة وحُسبت فترة الثقة لكل عينة - ويحدث تعديل آخر في قوة الاختبارات، فهي تختلف عندما يكون X متغيراً عشوائياً.

(٣ - ٨) أسلوب تحليل التباين في تحليل الانحدار

طوّرتنا حتى الآن نموذج الانحدار الأساسي وأوضحنا استخداماته الرئيسة، وعند هذه النقطة سننظر إلى العلاقة في نموذج الانحدار من منظور تحليل التباين. وهذا المنظور الجديد سوف لا يسمح لنا القيام بأي شيء جديد في نموذج الانحدار الأساسي، ولكن سيكون لأسلوب تحليل التباين خصوصيته عندما نتابع نماذج انحدار أكثر تعقيداً وأنواعاً إضافية من النماذج الإحصائية الخطية.

تجزئة مجموع المربعات الكلي

رموز أساسية. يركز أسلوب تحليل التباين على تجزئة مجموع المربعات ودرجات الحرية المرتبطة بمتغير الاستجابة Y . ولتوضيح الحافز لهذا الأسلوب، لنعتبر مرة أخرى مثال حجم الدفعة لشركة وستود. إذ يوضح شكل (٥-٣) ساعات العمل المطلوبة لأشواط الإنتاج العشرة المعروضة سابقا في الجدول (١-٢). وتوجد اختلافات في عدد ساعات العمل، كما هو الحال في جميع البيانات الإحصائية. في الواقع لو كانت جميع المشاهدات Y_i متطابقة وعندئذ يكون $Y_i = \bar{Y}$ فإنه لن تكون هناك أية مسائل إحصائية. واصطلاحا، يُقاس التغير في Y_i بدلالة الانحرافات:

$$Y_i - \bar{Y} \quad (3.41)$$

هذه الانحرافات مبينة في الشكل (٥-٣) وأحدها يحمل عنوانا ظاهرا. ومقياس التغير الكلي، ويرمز له بـ $SSTO$ ، هو مجموع مربعات الانحرافات (3.41):

$$SSTO = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 \quad (3.42)$$

ويرمز $SSTO$ هنا إلى مجموع المربعات الكلي. وإذا كان $SSTO = 0$ ، فإن جميع المشاهدات متساوية. وكلما كبر $SSTO$ كلما ازداد التغير بين المشاهدات Y . وعندما استخدمنا أسلوب الانحدار كان التغير الذي يعكس الرية في البيانات هو ذلك المتعلق بتغير المشاهدات Y حول خط الانحدار التوفيقي:

$$Y_i - \hat{Y}_i \quad (3.43)$$

هذه الانحرافات مبينة في الشكل (٥-٣) ب. ومقياس التغير في البيانات في حالة نموذج الانحدار هو مجموع مربعات الانحرافات (3.43)، وهو الـ SSE المألوف في (2.21):

$$SSE = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (3.44)$$

ومرة أخرى، يشير SSE إلى مجموع مربعات الأخطاء. إذا كان $SSE = 0$ فإن جميع المشاهدات تقع على خط الانحدار التوفيقي وكلما كان SSE أكبر تعاطم تغير المشاهدات Y حول خط الانحدار التوفيقي.

وفي مثال شركة وستود، نعلم من عمل سابق (جدول (١-٣)) أن:

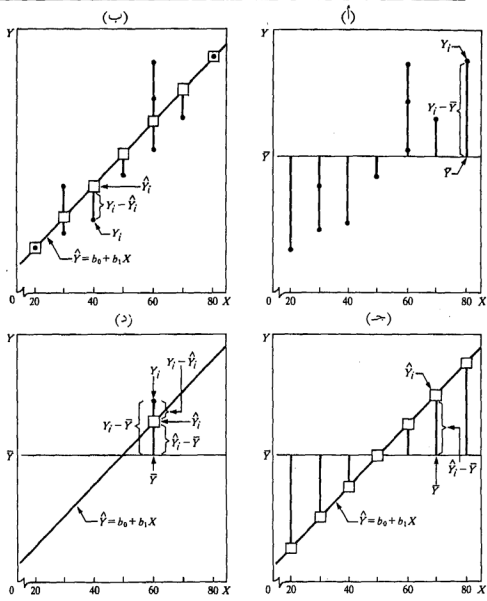
$$SSTO = 13,660$$

$$SSE = 60$$

ما هو تحليل الفرق الكبير بين مجموعي المربعات هذين؟ والفرق، كما سنوضح بعد

قليل، هو مجموع مربعات آخر:

شكل (٥-٣) تجزئة الانحرافات الكلية $Y_i - \bar{Y}$ (لم تُرسم قيم \bar{Y} وفقا لاسم قياس)



$$SSR = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 \quad (3.45)$$

حيث ترمز SSR إلى مجموع مربعات الانحدار. لاحظ أن SSR مجموع مربعات الانحرافات، والانحرافات هي :

$$\hat{Y}_i - \bar{Y} \quad (3.46)$$

هذه الانحرافات مبينة في الشكل (٥-٣) ج. وكل انحراف هو ببساطة الفرق بين القيمة التوفيقية على خط الانحدار ومتوسط القيم التوفيقية \bar{Y} . [تذكر من (2.18) أن متوسط القيم التوفيقية \hat{Y}_i هو \bar{Y}] وإذا كان خط الانحدار أفقياً بحيث يكون $\hat{Y}_i - \bar{Y} = 0$ فإن $SSR = 0$. وفيما عدا ذلك يكون SSR موجبا.

ويمكن النظر إلى SSR كمقياس لتغيرية الـ Y_i المتصلة بخط الانحدار، وكلما كبر SSR نسبة إلى $SSTO$ ، كان تأثير علاقة الانحدار في تفسير التغير الكلي في المشاهدات Y_i أكبر.

ولدينا في مثال حجم الدفعة لشركة وستود :

$$SSR = SSTO - SSE = 13,660 - 60 = 13,600$$

والتي توضح أن معظم التغير الكلي في ساعات العمل يحد تفسيراً له في العلاقة بين حجم الدفعة وبين ساعات العمل.

تطوير رسمي للتجزئة. لنعتبر الانحراف الكلي $Y_i - \bar{Y}$ الكمية الأساسية التي تقيس التغير الكلي للمشاهدات Y_i . فيمكننا تفكيك هذا الانحراف كالتالي:

$$Y_i - \bar{Y} = \hat{Y}_i - \bar{Y} + Y_i - \hat{Y}_i \quad (3.47)$$

انحراف كلي	انحراف قيمة	انحراف حول
	خط الانحدار	خط الانحدار
	التوفيقية	التوفيقية
	حول المتوسط	حول المتوسط

وهكذا يمكن النظر إلى الانحراف الكلي $Y_i - \bar{Y}$ كمجموع مركبتين:

١- انحراف القيمة \hat{Y}_i حول المتوسط \bar{Y} .

٢- انحراف Y_i حول خط الانحدار التوفيقية.

وبين الشكل (٥-٣) د هذا التفكيك لأحد المشاهدات.

والخاصة الجديرة بالملاحظة هي أن مجموع مربعات هذه الانحرافات يحقق العلاقة نفسها أي :

$$\sum (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (3.48)$$

أو، باستخدام الرموز في (3.44)، (3.42)، و(3.45) نجد:

$$SSTO = SSR + SSE \quad (3.48a)$$

ولإثبات هذه النتيجة الأساسية في تحليل التباين، نغضي كالتالي:

$$\begin{aligned} \sum (Y_i - \bar{Y})^2 &= \sum \left[(\hat{Y}_i - \bar{Y}) + (Y_i - \hat{Y}_i) \right]^2 \\ &= \sum \left[(\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + 2(\hat{Y}_i - \bar{Y})(Y_i - \hat{Y}_i) \right] \\ &= \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 + 2 \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})(Y_i - \hat{Y}_i) \end{aligned}$$

والحد الأخير على اليمين يساوي الصفر، كما يمكن أن نرى لدى نشره:

$$2 \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})(Y_i - \hat{Y}_i) = 2 \sum \hat{Y}_i (Y_i - \hat{Y}_i) - 2 \bar{Y} \sum (Y_i - \hat{Y}_i)$$

والمجموع الأول على اليمين يساوي الصفر من (2.20)، والثاني يساوي الصفر من (2.17). وهكذا نجد (3.48).

صيف حسابية. الصيغ التعريفية لـ $SSTO$ ، SSR و SSE المقدمة أعلاه غير مريحة، غالباً، في الحسابات اليدوية. والصيغ التالية لـ $SSTO$ و SSR مفيدة حسابياً ومكافئة جبرياً للصيغ التعريفية:

$$SSTO = \sum Y_i^2 - \frac{(\sum Y_i)^2}{n} = \sum Y_i^2 - n\bar{Y}^2 \quad (3.49)$$

$$\begin{aligned} SSR &= b_1 \left(\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n} \right) \\ &= b_1 \left[\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \right] \end{aligned} \quad (3.50a)$$

أو:

$$SSR = b_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2 \quad (3.50b)$$

وقد أعطيت صيغ حسابية لـ SSE سابقاً في (2.24).

وباستخدام نتائج مثال شركة وستود الملخصة في جدول (٣-١)، نحصل من

أجل SSR ، وباستخدام (3.50a)، على:

$$SSR = 2.0(6,800) = 13,600$$

وهذه بالطبع هي النتيجة نفسها التي حصلنا عليها سابقاً بأخذ الفرق $SSE - SSTO$ ، باستثناء فرق طفيف، أحياناً، يعود إلى تدوير الأرقام العشرية.

تقسيم درجات الحرية

في مقابل تجزئة مجموع المربعات الكلي $SSTO$ ، هناك تجزئة لدرجات الحرية (اختصاراً df) المتعلقة بها. لدينا $n - 1$ درجة حرية مرتبطة مع $SSTO$. فُقدت درجة حرية واحدة لأن الانحرافات $Y_i - \bar{Y}$ ليست مستقلة، فمجموعها يجب أن يساوي الصفر. وبصورة مكافئة، فقدنا درجة حرية واحدة لأن متوسط العينة \bar{Y} قد استخدم كتقدير لمتوسط المجتمع.

وكما لاحظنا سابقاً، يرتبط مع SSE ، $n - 2$ من درجات الحرية. وفقدنا درجتين حرية لأننا قدرنا المعلمتين β_0 و β_1 من أجل الحصول على القيم التوقيفية \hat{Y}_i . ولـ SSR درجة حرية واحدة مصاحبة له. وتوجد معلمتان في معادلة الانحدار، ولكن الانحرافات $Y_i - \bar{Y}$ غير مستقلة لأن مجموعها يجب أن يكون صفراً، وبالتالي نخسر درجة واحدة من درجتي الحرية الممكنتين.

لاحظ أن درجات الحرية تجميعية:

$$(n - 1) = 1 + (n - 2)$$

وفي مثال شركة وستود تكون درجات الحرية هذه:

$$9 = 1 + 8$$

متوسط المربعات

يُدعى مجموع المربعات مقسوماً على درجات الحرية المرتبطة به متوسط مربعات (MS) اختصاراً) فمثلاً يكون تباين العينة المعتاد متوسط مربعات، فهو مجموع مربعات $\sum (Y_i - \bar{Y})^2$ مقسوماً على درجات الحرية المرتبطة به $n - 1$ ، ونهتم هنا بمتوسط مربعات الانحدار ويُرمز له بالرمز MSR :

$$MSR = \frac{SSR}{1} = SSR \quad (3.51)$$

ومتوسط مربعات الخطأ المعروف سابقاً في (2.22) وهو:

$$MSE = \frac{SSE}{n-2} \quad (3.52)$$

وفي مثال شركة وستود لدينا $SSR = 13,600$ و $SSE = 60$ وبالتالي:

$$MSR = \frac{13,600}{1} = 13,600$$

وكذلك حصلنا سابقا على:

$$MSE = \frac{60}{8} = 7.5$$

ملاحظة

مجموع متوسطي المربعين MSR و MSE لا يساوي $SSTO \div (n-1) = 13,660 \div 9 = 1518$. وهكذا فإن متوسط المربعات غير تجميعي.

جدول تحليل التباين

الجدول الأساسي. يعرض الجدول (٢-٣) تجزئة المجموع الكلي للمربعات ودرجات الحرية المرتبطة به على شكل جدول تحليل تباين (جدول تحاين). ويبين الجدول كذلك متوسطات المربعات ذات الأهمية. وإضافة إلى ذلك، يوجد عمود لتوقعات متوسطات المربعات التي سيستفاد منها لاحقا. وفي الجدول (٣-٣) نجد جدول التحاين لمثال شركة وستود.

جدول معدّل. يُستخدم أحيانا، جدول تحاين يتضمن عنصر تفكيك إضافي فكما نذكر من (3.49):

$$SSTO = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum Y_i^2 - n\bar{Y}^2$$

وفي جدول التحاين المعدّل، يُعرّف مجموع المربعات غير المصحح الكلي ونرمز له بـ $SSTOU$ كما يلي:

$$SSTOU = \sum Y_i^2 \quad (3.53)$$

ونُعرّف التصحيح من أجل مجموع مربعات المتوسط، ونرمز له بـ SS (تصحيح من أجل المتوسط) كما يلي:

$$SS = n\bar{Y}^2 \quad (3.54)$$

جدول (٢-٣) جدول تحاين لانحدار خطي بسيط.				
مصدر التغير	SS	df	MS	E{MS}
انحدار	$SSR = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2$	1	$MSR = \frac{SSR}{1}$	$\sigma^2 + \beta_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2$
خطأ	$SSE = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2$	n-2	$MSE = \frac{SSE}{n-2} \sigma^2$	
مجموع	$SSTO = \sum (Y_i - \bar{Y})^2$	n-1		

جدول (٣-٣) جدول تحاين لمثال شركة وستود.			
مصدر التغير	SS	df	MS
انحدار	13,600	1	13,600
خطأ	60	8	7.5
مجموع	13,660	9	

ويبين الجدول (٤-٣) جدول التحاين المعدل. والهينة العامة للجدول مقدمة في الجزء (أ) ونتائج شركة وستود في الجزء (ب). وكلا النوعين من جداول التحاين مستخدم على نطاق واسع. وعادة سنستخدم النوع الأساسي.

توقع متوسط المربعات

كفي نستطيع القيام باستقرعات تستند إلى أسلوب تحليل التباين، نحتاج معرفة القيمة المتوقعة لكل متوسط مربعات. وتخبرنا القيمة المتوقعة لمتوسط مربعات عمّا يقدره متوسط المربعات. وتزودنا نظرية الإحصاء بالنتائج التالية:

$$E\{MSE\} = \sigma^2 \quad (3.55)$$

$$E\{MSR\} = \sigma^2 + \beta_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2 \quad (3.56)$$

القيم المتوقعة لمتوسطات المربعات في (3.55) و(3.56) مبينة في جدول تحليل التباين في الجدول (٢-٣). لاحظ أن النتيجة (3.55) تتطابق مع عبارتنا السابقة بأن MSE مقدّر غير منحاز لـ σ^2 .

جدول (٣ - ٤) جدول التحاين المعدل للانحدار الخطي البسيط ونتائج مثال شركة وستود.

(أ) عام			
مصدر التغير	SS	df	MS
انحدار	$SSR = \sum (Y_i - \bar{Y})^2$	1	$MSR = \frac{SSR}{1}$
خطأ	$SSE = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2$	n - 2	$MSE = \frac{SSE}{n-2}$
مجموع	$SSTO = \sum (Y_i - \bar{Y})^2$	n - 1	
تصحيح من	ss (تصحيح من أجل	1	
أجل المتوسط	المتوسط) $n\bar{Y}^2$		
بمجموع غير مصحح	$SSTOU = \sum Y_i^2$		

(ب) مثال شركة وستود.

مصدر التغير	SS	df	MS
انحدار	13,600	1	13,600
خطأ	60	8	7.5
مجموع	13,660	9	
تصحيح من أجل المتوسط	121,000	1	
بمجموع غير مصحح	134,660	10	

وفيما يلي مضمونان مهمان لتوقعي متوسطي المربعات في (3.55) و (3.56):

١ - توقع MSE هو σ^2 سواء ارتبط X و Y خطياً أم لا، أي سواء أكان $\beta_1 = 0$ أم لا.

٢ - توقع MSR هو أيضاً σ^2 عندما $\beta_1 = 0$. وعلى الوجه الآخر، عندما يكون $\beta_1 \neq 0$ يكون $E\{MSR\}$ أكبر من σ^2 لأن الحد $\beta_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2$ في (3.56) لا بد أن يكون موجبا. وهكذا، فإن مقارنة MSE مع MSR تقترح نفسها لاختبار ما إذا كانت $\beta_1 = 0$ أم لا. فإذا كان MSE و MSR من الدرجة نفسها في الكبر، فإن ذلك يقترح أن $\beta_1 = 0$. وعلى الوجه الآخر، إذا كان MSR أكبر كثيرا من MSE فذلك

يقترح أن $\beta_1 \neq 0$. وهذه هي، في الحقيقة، الفكرة الأساسية التي يستند إليها اختبار تحليل التباين الذي سنناقشه فيما يلي.

ملاحظة

استنباط (3.55) يتبع من النظرية (3.11) والتي تفيد بأن $\chi^2(n-2) \sim SSE/\sigma^2$ في نموذج الانحدار (3.1). ونجد بالتالي من الخاصية (1.39) لتوزيع مربع - كاي أن:

$$E\left\{\frac{SSE}{\sigma^2}\right\} = n-2$$

أو أن:

$$E\left\{\frac{SSE}{n-2}\right\} = E\{MSE\} = \sigma^2$$

ولإيجاد القيمة المتوقعة لـ MSR ، نبدأ بـ (3.50b):

$$SSR = b_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2$$

والآن، من (1.15a) لدينا:

$$\sigma^2 \{b_1\} = E\{b_1^2\} - (E\{b_1\})^2 \quad (3.57)$$

ونعلم من (3.3a) أن $E\{b_1\} = \beta_1$ ومن (3.3b) أن:

$$\sigma^2 \{b_1\} = \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2}$$

وبالتعويض في (3.57) نجد بالتالي:

$$E\{b_1^2\} = \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} + \beta_1^2$$

ونستنتج الآن:

$$E\{SSR\} = E\{b_1^2\} \sum (X_i - \bar{X})^2 = \sigma^2 + \beta_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2$$

وأخيراً يكون $E\{MSR\}$:

$$E\{MSR\} = E\left\{\frac{SSR}{1}\right\} = \sigma^2 + \beta_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2$$

اختبار F لـ $\beta_1 = 0$ ضد $\beta_1 \neq 0$

تزودنا طريقة تحليل التباين العامة بمجموعة من الاختبارات المفيدة جدا لنماذج الانحدار (ولنماذج إحصائية خطية أخرى). وفي حال الانحدار الخطي البسيط الذي نناقشه هنا، يزودنا تحليل الانحدار باختبار لـ:

$$\begin{aligned} H_0: \beta_1 &= 0 \\ H_a: \beta_1 &\neq 0 \end{aligned} \quad (3.58)$$

إحصاءة اختبار. يرمز F^* لإحصاءة الاختبار في طريقة تحليل التباين. وكما أوضحنا، فهو يقارن بين MSR و MSE بالطريقة التالية:

$$F^* = \frac{MSR}{MSE} \quad (3.59)$$

ويقترح الحافز المذكور سابقا والذي يستند إلى توقع متوسط المربعات في الجدول (٢.٣)، أن القيم الكبيرة لـ F^* تدعم H_a وقيم F^* القريبة من 1 تدعم H_0 . وبعبارة أخرى، فإن الاختبار المناسب هو اختبار وحيد الذيل على اليمين.

توزيع F^* . كي نستطيع وضع قاعدة قرار إحصائية وفحص خواصها نحتاج معرفة توزيع المعاينة لـ F^* . ونبدأ باعتبار توزيع المعاينة لـ F^* عندما تكون الفرضية H_0 صحيحة ($\beta_1 = 0$). وبهذا الخصوص تكون نظرية كوكران مفيدة جدا. ولأغراضنا هنا يمكن صياغة هذه النظرية كالتالي:

(3.60) إذا جاءت جميع المشاهدات Y_i وعددها n من التوزيع الطبيعي نفسه بمتوسط μ وتباين σ^2 ، وفككنا $SSTO$ إلى k من مجاميع المربعات SS_r ، لكل منها df_r درجة حرية فعددها تكون الحدود σ^2/SS_r متغيرات χ^2 مستقلة بـ df_r درجة حرية إذا كان:

$$\sum_{r=1}^k df_r = n-1$$

ونلاحظ من الجدول (٢.٣) أننا فككنا $SSTO$ إلى مجموعي مربعات SSR و SSE وكانت درجات الحرية لكل منهما تجميعية. وبالتالي:

إذا كان $\beta_1 = 0$ ، بحيث إن لكل Y_i المتوسط نفسه $\beta_0 = \mu$ والتباين نفسه σ^2 ، فإن SSE / σ^2 و SSR / σ^2 هما متغيران χ^2 مستقلان. لنعتبر الآن إحصاء الاختبار F^* التي يمكن كتابتها كما يلي:

$$F^* = \frac{\frac{SSR}{\sigma^2}}{1} + \frac{\frac{SSE}{\sigma^2}}{n-2} = \frac{MSR}{MSE}$$

ولكن لدينا عندئذٍ من نظرية كوكران وبفرض H_0 صحيحة:

$$F^* \sim \frac{\chi^2(1)}{1} + \frac{\chi^2(n-2)}{n-2}$$

حيث المتغيران χ^2 مستقلان. وهكذا، تكون F^* ، تحت H_0 ، نسبة متغيري χ^2 مستقلين، كل واحد منهما مقسوم على درجاته من الحرية. ولكن هذا هو تعريف المتغير العشوائي F في (1.44).

وهكذا أثبتنا أنه، تحت H_0 ، يتبع F^* التوزيع F ، وبالتحديد التوزيع

$$F(1, n-2)$$

ونحن H_0 يمكننا إثبات أن F^* يتبع توزيع F اللامركزي وهو توزيع معقد لا نحتاج إلى مزيد من دراسته في هذا الوقت.

ملاحظة

وحتى لو كان $\beta_1 \neq 0$ فإن SSR و SSE مستقلان و χ^2 $\sim SSE / \sigma^2$. ولكن يتطلب

كون كل من SSR / σ^2 و SSE / σ^2 متغيرا عشوائيا χ^2 أن يكون $\beta_1 = 0$.

وضع قاعدة قرار. حيث إن اختبار ذيل أيمن و F^* يتوزع تحت H_0 وفق $F(1, n-2)$ ،

فتكون قاعدة القرار كما يلي، مع ضبط مخاطرة التورط بخطأ من النوع I عند α :

$$F^* \leq F(1 - \alpha; 1, n-2) \quad \text{استنتج } H_0 \quad \text{إذا كان:} \quad (3.61)$$

$$F^* > F(1 - \alpha; 1, n-2) \quad \text{استنتج } H_0 \quad \text{إذا كان:}$$

حيث $F(1 - \alpha; 1, n-2)$ هو المئين $100(1 - \alpha)$ للتوزيع F المناسب.

مثال. باستخدام مثال حجم الدفعة لشركة وستود مرة أخرى، دعنا نعيد

الاختبار السابق حول β_1 . وهذه المرة سنستخدم الاختبار F وبدلاً القرار هما:

$$H_0: \beta_1 = 0$$

$$H_a: \beta_1 \neq 0$$

وكما سبق ليكن $\alpha = 0.05$ ، وحيث إن $n = 10$ فإننا نحتاج إلى $F(0.95; 1, 8)$ ونجد من الجدول (أ - ٤) في الملحق (أ) أن $F(0.95; 1, 8) = 5.32$ وتكون قاعدة القرار:

$$F^* \leq 5.32 \text{ إذا كان } H_0 \text{ استنتج}$$

$$F^* > 5.32 \text{ إذا كان } H_a \text{ استنتج}$$

ولدينا من الجدول (٣-٣) أن $MSR = 13,600$ و $MSE = 7.5$. وبالتالي تكون F^* :

$$F^* = \frac{13,600}{7.5} = 1,813$$

وعا أن $F^* = 1,813 > 5.32$ فإننا نستنتج H_a أي أن $\beta_1 \neq 0$ أي توجد صلة خطية بين ساعات العمل وحجم الدفعة. وهذه هي النتيجة نفسها التي وجدناها عند استخدام الاختبار t ، وهذا الاتفاق بين النتيجةين لا يد منه وفقا لما سنراه بعد قليل.

والقيمة P - لإحصاء الاختبار هي الاحتمال $P\{F(1,8) > F^* = 1,813\}$. ومن الجدول (أ - ٤) يمكن مشاهدة أن القيمة P - أقل من 0.001 لأن $F(0.999; 1, 8) = 25.4$.

تكافؤ اختبار F واختبار t . لمستوى معطى α يتكافؤ اختبار F لـ $\beta_1 = 0$ ضد $\beta_1 \neq 0$ مع اختبار t ذي - الذيلين. ولرؤية هذا، لنتذكر من (3.50b) أن:

$$SSR = b_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2$$

وهكذا نستطيع كتابة:

$$F^* = \frac{SSR + 1}{SSE \div (n-2)} = \frac{b_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2}{MSE}$$

وعا أن

$$S^2\{b_1\} = MSE / \sum (X_i - \bar{X})^2$$

فنحصل على:

$$F^* = \frac{b_1^2}{s^2\{b_1\}} = \left(\frac{b_1}{s\{b_1\}} \right)^2 \quad (3.62)$$

والآن نعلم من مناقشة سابقة إن إحصاءة t^* لاختبار ما إذا كانت $\beta_1 = 0$ أم لا، هي من (3.17):

$$t^* = \frac{b_1}{s\{b_1\}}$$

وبالتربيع نحصل على عبارة F^* في (3.62)، وهكذا:

$$(t^*)^2 = \left(\frac{b_1}{s\{b_1\}} \right)^2 = F^*$$

وفي مسائلنا التوضيحية حسبنا لتونا $F^* = 1,813$. ومن عمل سابق لدينا

$b_1 = 2.0$ و $S\{b_1\} = 0.04697$ ، وهكذا:

$$(t^*)^2 = \left(\frac{2.0}{0.04697} \right)^2 = 1,813$$

ومقابل العلاقة بين t^* و F^* لدينا العلاقة التالية بين المتينات التي نحتاجها

للتوزيعين t و F في الاختبارين $F(1-\alpha; 1, n-2) = F(1-0.05; 1, 8) = F(0.95; 1, 8) = 5.32 = (2.306)^2 = F(0.975; 8)$. تذكر أن الاختبار t هو اختبار ثنائي - الذيل بينما الاختبار F أحادي - الذيل.

وهكذا، عند مستوى معلوم α يمكننا استخدام الاختبار t أو الاختبار F لاختبار $\beta_1 = 0$ ضد $\beta_1 \neq 0$. وحينما يؤدي أحد الاختبارين إلى H_0 فإن الآخر سيؤدي إلى ذلك. والشيء نفسه بالنسبة لـ H_0 . والاختبار t هو على كل حال، أكثر مرونة نظراً لإمكانية استخدامه لاختبار بدائل أحادية الجانب مثل $\beta_1 (\leq) 0$ ضد $\beta_1 (>) 0$ بينما لا يمكن استخدام F لمثل هذه الاختبارات.

٣ - ٩) طريقة اختبار خطي عام

إن اختبار تحليل التباين لـ $\beta_1 = 0$ ضد $\beta_1 \neq 0$ هو مثال لاختبار عام لنموذج إحصائي خطي. وسوف نوضح طريقة الاختبار العام هذا بدلالة نموذج الانحدار الخطي البسيط، ونقدم بذلك في هذا الوقت بسبب عمومية الطريقة ولاستخداماتنا الواسعة لها، وبسبب سهولة فهم الطريقة من خلال مسائلنا الحالية.

وتتضمن طريقة الاختبار الخطّي العام ثلاث خطوات أساسية، والتي سوف نتعرض لها الآن على التوالي.

نموذج تام

ونبدأ بالنموذج الذي يعتبر مناسباً للبيانات والذي يسمى في هذا السياق النموذج التام أو غير المقيد. وفي حالة نموذج الانحدار الخطّي البسيط يكون النموذج التام:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (3.63)$$

ونوفق هذا النموذج التام باستخدام طريقة المربعات الدنيا، ونحصل على مجموع مربعات الخطأ. وبمجموع مربعات الخطأ هو مجموع مربعات الانحرافات لكل مشاهدة Y_i حول تقدير لقيمتها المتوقعة. وفي هذا السياق سوف نشير إلى مجموع المربعات هذا بـ $SSE(F)$ وذلك لتوضيح أنها مجموع مربعات الخطأ للنموذج التام. ولدينا هنا:

$$\begin{aligned} SSE(F) &= \sum [Y_i - (b_0 + b_1 X_i)]^2 \\ &= \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = SSE \end{aligned} \quad (3.64)$$

وهكذا ففي النموذج التام (3.63) يكون مجموع مربعات الخطأ هو ببساطة SSE وهو يقيس التغيرات في المشاهدات Y_i حول خط الانحدار التوفيقي.

نموذج مخفض

بعد ذلك نأخذ H_0 في الاعتبار. في مسألتنا هنا، لدينا:

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_1 &= 0 \\ H_a : \beta_1 &\neq 0 \end{aligned} \quad (3.65)$$

ويسمى النموذج تحت الفرض بأن H_0 صحيحة، النموذج المخفض أو المقيد. عندما يكون $\beta_1 = 0$ يُختزل النموذج (3.63) إلى:

$$Y_i = \beta_0 + \varepsilon_i \quad (3.66)$$

ونوفق هذا النموذج المخفض بطريقة المربعات الدنيا، ونحصل على مجموع مربعات الخطأ لهذا النموذج المخفض، ويرمز له بـ $SSE(R)$. وعند توفيق النموذج المخفض المحدد في (3.66) يمكن تبين أن مقدار المربعات الدنيا لـ β_0 هو \bar{Y} . وبالتالي

يكون تقدير القيمة المتوقعة لكل مشاهدة هو $b_0 = \bar{Y}$ ومجموع مربعات الخطأ لهذا النموذج المخفض هو:

$$SSE(R) = \sum (Y_i - b_0)^2 = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 = SSTO \quad (3.67)$$

إحصاءة اختبار

ومن المنطقي الآن مقارنة مجموعي مربعات الخطأ $SSE(F)$ و $SSE(R)$. ويمكن

إثبات أن $SSE(F)$ لن يتجاوز أبداً $SSE(R)$:

$$SSE(F) \leq SSE(R) \quad (3.68)$$

والسبب هو أنه كلما زاد عدد المعالم في النموذج كلما أمكن توفيق النموذج للبيانات بصورة أفضل، وكلما كانت الانحرافات حول دالة الانحدار التوفيقية أقل. وإذا لم يكن $SSE(F)$ أقل كثيراً من $SSE(R)$ فإن النموذج التام لا يفسر التغير في الـ Y_i أكثر بكثير مما يفسره النموذج المخفض، وفي هذه الحالة تقترح البيانات صحة H_0 وبعبارة أخرى، إذا كان $SSE(F)$ قريباً من $SSE(R)$ فإن التغير في المشاهدات حول دالة الانحدار التوفيقية للنموذج التام يكون تقريباً مساوياً للتغير حول دالة الانحدار التوفيقية للنموذج المخفض، الأمر الذي يدعو للقول إن المعالم المضافة في النموذج التام لا تساعد، في الحقيقة، على تخفيض التغير في الـ Y_i . وهكذا فإن صغر الفرق $SSE(R) - SSE(F)$ يقترح صحة H_0 . ومن جهة أخرى، فإن الفرق الكبير يقترح صحة H_a ، لأن المعالم الإضافية في النموذج تساعد بالفعل في تخفيض التغير في المشاهدات Y_i حول دالة الانحدار التوفيقية تخفيضاً جوهرياً.

وإحصاءة الاختبار الفعلية المستخدمة هي دالة F في $SSE(R) - SSE(F)$ ، وتحديدًا:

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{df_R - df_F} + \frac{SSE(F)}{df_F} \quad (3.69)$$

وهي تتبع التوزيع F عندما تكون H_0 صحيحة. ودرجات الحرية df_R و df_F هي تلك المرتبطة مع مجموعي مربعات الخطأ للنموذجين المخفض والتام، على الترتيب. وتقود قيم F^* الكبيرة إلى H_a لأن الفرق الكبير $SSE(R) - SSE(F)$ يقترح صحة H_a وتكون قاعدة القرار بالتالي:

$$F^* \leq F(1 - \alpha; df_R - df_F, df_F) \text{ إذا كان } H_0 \text{ استنتج} \quad (3.70)$$

$$F^* > F(1 - \alpha; df_R - df_F, df_F) \text{ إذا كان } H_a \text{ استنتج}$$

ولاختبار ما إذا كانت $\beta_0 = 0$ أم لا، لدينا:

$$\begin{aligned} SSE(F) &= SSE & SSE(R) &= SSTO \\ df_F &= n - 2 & df_R &= n - 1 \end{aligned}$$

ونحصل عند التعويض في (3.69) على:

$$F^* = \frac{SSTO - SSE}{(n-1) - (n-2)} \div \frac{SSE}{n-2} = \frac{SSR}{1} \div \frac{SSE}{n-2} = \frac{MSR}{MSE}$$

وهي تتطابق مع إحصاء اختبار تحليل التباين (3.59)

خلاصة

يمكن استخدام طريقة الاختبار الخطّي العام في اختبارات معقدة جدا في النماذج الإحصائية الخطيّة، إضافة إلى اختبارات بسيطة. والخطوات الأساسية، مرة أخرى، هي:

- ١- وفق النموذج التام واحسب مجموع مربعات الخطأ $SSE(F)$
- ٢- وفق النموذج المخفض تحت H_0 واحسب مجموع مربعات الخطأ $SSE(R)$.
- ٣- استخدم إحصاء الاختبار (3.69) وقاعدة القرار (3.70).

(٣ - ١٠) مقاييس وصفية للصلة بين X و Y في نموذج انحدار

ناقشنا الاستخدامات الرئيسة لتحليل الانحدار - تقديرا للمعالم والمتوسطات والتنبؤ بمشاهدات جديدة - دون ذكر "درجة الصلة الخطيّة" بين X و Y ، أو المصطلحات المشابهة. والسبب أن فائدة التقديرات والتنبؤات تعتمد على عرض الفترة وعلى مقدار الدقة التي يحتاجها المستخدم، والتي تتغير من تطبيق إلى آخر. وبالتالي لا يمكن لمقياس وصفي بمفرده لـ "درجة الصلة الخطيّة" أن يستوعب المعلومات الأساسية المتعلقة بمسألة ما إذا كانت علاقة انحدار معطاة مفيدة في تطبيق بعينه.

ومع ذلك فهناك مناسبات تكون درجات الصلة الخطيّة فيها موضع اهتمام لذاتها. وسنناقش الآن بإيجاز مقياسين وصفين يُستخدمان كثيرا في التطبيقات العملية لوصف درجة الصلة الخطيّة بين X و Y .

معامل التحديد

رأينا سابقاً أن $SSTO$ يقيس التغير في المشاهدات Y_i ، أو الرتبة في تنبؤ Y عندما لا يؤخذ المتغير المستقل X في الحساب. وهكذا فإن $SSTO$ قياس للرتبة في تنبؤ Y عندما لا نعتبر X . وبالمثل يقيس SSE التغير في Y_i عند استخدام نموذج انحدار يتضمن المتغير X . وعلى هذا فإن المقياس الطبيعي لتأثير X في تخفيض التغير في Y ، أي تخفيض الرتبة في تنبؤ Y هو:

$$r^2 = \frac{SSTO - SSE}{SSTO} = \frac{SSR}{SSTO} = 1 - \frac{SSE}{SSTO} \quad (3.71)$$

ويسمى القياس r^2 معامل التحديد. وبما أن $0 \leq SSE \leq SSTO$ فنستنتج أن:

$$0 \leq r^2 \leq 1 \quad (3.72)$$

ويمكننا تفسير r^2 كنسبة التخفيض في التغير الكلي الذي اقترن باستخدام المتغير المستقل X . وهكذا كلما كان r^2 أكبر ازداد تخفيض التغير الكلي في Y نتيجة ادخال المتغير المستقل X . وتحدث القيمتان الحدّيتان لـ r^2 كالتالي :

١ - إذا وقعت كل المشاهدات على خط الانحدار التوافقي فإن $SSE = 0$ و $r^2 = 1$. وهذه الحالة معروضة في الشكل (٦-٣)أ. وهنا يُفسر المتغير المستقل X كل التغير في المشاهدات Y_i .

٢ - إذا كان ميل خط الانحدار التوافقي $b_1 = 0$ بحيث يكون $\bar{Y}_i = \bar{Y}$ فإن $SSE = SSTO$ و $r^2 = 0$. وهذه الحالة معروضة في الشكل (٦-٣)ب. وهنا لا توجد صلة خطية بين X و Y في بيانات العينة، ومع الانحدار الخطي لا يساعد المتغير المستقل X في تخفيض التغير في المشاهدات Y_i .

ومن المستبعد في التطبيق العملي أن يكون r^2 مساوياً 0 أو 1 ولكن بالأحرى في موضع ما بين هذين الحدين. وكلما اقترب من 1 كلما قُبل عن زيادة درجة الصلة الخطية بين X و Y .

معامل الارتباط

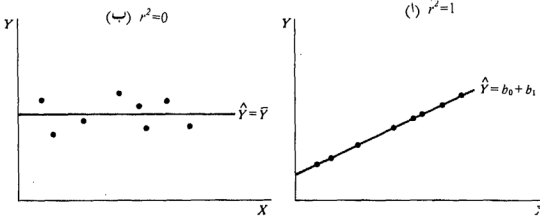
يسمى الجذر التربيعي لـ r^2 :

$$r = \pm \sqrt{r^2} \quad (3.73)$$

معامل الارتباط. ونلاحظ إشارة زائد أو ناقص بهذا المقياس وفقا لما إذا كان ميل خط الانحدار التوفيقي موجبا أو سالبا. وهكذا يكون مدى r :

$$-1 \leq r \leq 1 \quad (3.74)$$

شكل (٦.٣) رسم النشار عندما $r^2 = 0$ و $r^2 = 1$.



بينما يشير r^2 إلى نسبة التخفيض في متغيرة Y التي نبلغها نتيجة لاستخدام معلومات حول X ، فإنه ليس للحذر التربيعي r ، مثل هذا التفسير العملياتي الذي لا لبس فيه. ومع ذلك، هناك ميل لاستخدام r بدلا من r^2 في كثير من الأعمال التطبيقية. والجدير بالملاحظة هو أن r يمكن أن يعطي انطباعا عن علاقة "أقرب" بين X و Y يفوق ما يعطيه r^2 . ذلك لأنه من أجل قيمة لـ r^2 ، باستثناء الصفر والواحد، لدينا $|r| < r^2$. فمثلا $r^2 = 0.10$ تشير إلى أن التغير الكلي في Y ينخفض بنسبة 10 بالمائة فقط عند إدخال X في الاعتبار. إلا أن $|r| = 0.32$ قد تعطي انطباعا عن صلة خطية أكبر بين X و Y .

مثال

في مثال شركة وستود، حصلنا على $SSTO = 13,660$ و $SSE = 60$ وبالتالي :

$$r^2 = \frac{13,660 - 60}{13,660} = 0.996$$

وهكذا ينخفض التغير في ساعات العمل بنسبة 99.6 بالمائة عندما نأخذ حجم العينة في الاعتبار.

ومعامل الارتباط هنا هو:

$$r = +\sqrt{0.996} = +0.998$$

وأضيفت الإشارة الموجبة لأن b_1 موجبة.

صيغة حسابية لـ r

الصيغة الحسابية المباشرة لـ r والتي تزود بالإشارة المناسبة بصورة آلية هي:

$$\begin{aligned} r &= \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\left[\sum (X_i - \bar{X})^2 \sum (Y_i - \bar{Y})^2 \right]^{1/2}} \\ &= \frac{\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{n}}{\left[\left(\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n} \right) \left(\sum Y_i^2 - \frac{(\sum Y_i)^2}{n} \right) \right]^{1/2}} \end{aligned} \quad (3.75)$$

تعليقات

١ - تجدر ملاحظة العلاقة التالية بين b_1 و r :

$$b_1 = \left[\frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right]^{1/2} r = \left(\frac{S_Y}{S_X} \right) r \quad (3.76)$$

حيث $S_X = \left[\sum (X_i - \bar{X})^2 / (n-1) \right]^{1/2}$ و $S_Y = \left[\sum (Y_i - \bar{Y})^2 / (n-1) \right]^{1/2}$ الانحرافان المعياريان للعينة من أجل المشاهدة Y و X ، على الترتيب. ونلاحظ أن $b_1 = 0$ عندما $r = 0$ والعكس بالعكس. وهكذا يتضمن $r = 0$ أن خط الانحدار الترفيقي أفقي، والعكس بالعكس.

٢ - تحو القيمة التي تأخذها r^2 في عينة معطاة إلى التأثير بالمسافات الفاصلة بين المشاهدات X . وهذا موجود ضمنيا في (3.71). ولا تتأثر SSE بصورة منتظمة بالمسافات الفاصلة بين X_i ، ذلك لأنه في نموذج الانحدار (3.1) $\{Y_i\} = \sigma^2$ لكل مستويات X . وعلى أي حال، فكلما كانت المسافات الفاصلة بين X_i في العينة

أعرض، مع كون $b_1 \approx 0$ ، اتجهت المشاهدات Y_i إلى الانتشار أكثر حول \bar{Y} وبالتالي يزداد SS_{TO} . ونتيجة لذلك فإنه إذ اتسع المسافات بين Y_i المستحو \bar{Y} إلى أن تكون أكبر.

٣ - يسمى مجموع مربعات الانحدار SSR غالباً "التغير المفسر" في Y . وبالتالي يسمى مجموع مربعات الرواسب SSE "التغير غير المفسر" ويسمى المجموع الكلي للمربعات "التغير الكلي". وعندما يُفسر المعامل \bar{Y} بدلالة النسبة من التغير الكلي في Y التي فُسرت بواسطة X . وللأسف فكثيراً ما يؤخذ هذا المصطلح على وجه الحرفي، وبالتالي يُساء فهمه. ولندكر أنه في نموذج الانحدار ليس هناك معنى ضمني يفيد أن Y تعتمد بالضرورة على X بالمعنى السببي أو التفسيري للكلمة.

٤ - أحياناً، تؤخذ قيمة r أو r^2 القريضة من 1 كمؤشر لإمكانية القياس باستقرارات دقيقة بما فيه الكفاية حول Y بدءاً من معرفة X . وكما ذكرنا سابقاً، تعتمد فائدة علاقة الانحدار على عرض فترة الثقة أو التنبؤ وحاجتنا بالذات إلى الدقة، وهي تتغير من تطبيق إلى آخر، وبالتالي لا يشكل مقياس بمفرده مؤشراً مناسباً لفائدة علاقة الانحدار.

٥ - لا تتضمن نماذج الانحدار أي معلمة تقدرها b أو r^2 . فهذان المعاملان هما ببساطة مقياسان وصفيان لدرجة الصلة الخطية بين Y و X في مشاهدات العينة والتي قد تكون أو لا تكون مفيدة في أي ظرف بعينه.

(٣ - ١١) مدخلات ومخرجات حاسب

كان المعتاد أن تكون حسابات الانحدار شاقة وبملمة، خاصة عندما يكون عدد المشاهدات كبيراً وعندما تكون هناك متغيرات مستقلة عديدة. واليوم يمكن استخدام الحاسب الآلي بسهولة لإجراء حسابات الانحدار بالاستفادة من أي حزمة من العديد من حزم البرامج المتوفرة. وكذلك يحتوي عدد من الحاسبات الشخصية على روتين انحدار.

ويختلف إدخال البيانات من برنامج إلى آخر. ففي بعضها، تدخل المشاهدات X و Y كمجموعتين منفصلتين. وفي حالات أخرى، يكون إدخال البيانات على الشكل $X_1, Y_1, X_2, Y_2, \dots, X_n, Y_n$ و إلخ.

وكذلك تختلف مخرجات الحاسب الآلي من حزمة برامج إلى أخرى. ويوضح الشكل (٧-٣) هيئة تقليدية، للمخرجات عند توفيق نموذج انحدار خطي بسيط لبيانات شركة وستود في الجدول (١-٢) باستخدام حزمة الحاسب $SPSS^2$ (مرجع 3.1). طُبعت المشاهدات العشر لحجم الدفعة وساعات العمل في القمة، وهذا يسمح بالتحقق من أن المشاهدات أدخلت إلى الحاسب بشكل دقيق. بعد ذلك أعطيت r ، t و \sqrt{MSE} يليها معاملا الانحدار المقدّران وتقدير الانحراف المعياري لـ b_1 بالإضافة إلى إحصاء الاختبار F^* . وأخيرا أعطيت إحصاءات وصفية للمتغيرين X و Y وتلاها جدول تحليل التباين.

وفي الشكل (٧-٣) أشرنا إلى المخرجات بدلالة الرموز المستخدمة في هذا الكتاب. وتتفق جميع النتائج في الشكل (٧-٣) مع حساباتنا السابقة، باستثناء ما كان منها في عدد الأرقام العشرية.

ولا تتضمن مخرجات حزمة الحاسب الموضحة في الشكل (٧-٣) $\{b_0\}$ ، الانحراف المعياري المقدّر لـ b_0 . وعلى كل حال، يمكن حساب هذا التقدير بسهولة من البيانات المعطاة في مخرجات الحاسب. لاحظ بهذا الخصوص أن حد المقام $\sum (X_i - \bar{X})^2$ في (3.21) يساوي $S_X^2 (n-1)$ وأن S_X معطى في مخرجات الحاسب.

تختلف مطبوعات مخرجات الحاسب الآلي لبرامج تحليل الانحدار اختلافا كبيرا في هيئتها من برنامج لآخر. إضافة إلى أنه قد تحدث اختلافات في النتائج المحسوبة وذلك لأن برامج الحزم المختلفة لا تسيطر على أخطاء تدوير الأرقام العشرية بالجوودة نفسها. وقبل استخدام برنامج حاسب آلي للمرة الأولى، فإنه من المستحسن التحقق باستخدامه في بيانات نتائجها الدقيقة معروفة.

شكل (٧-٣) لقطة من مخرجات حاسب لتشغيله المحدار بيانات شركة وستود (SPSS^X، مرجع [3.1]).

X_i		Y_i	
1 SIZE		VARIABLES	2 HOURS
30.0000		73.0000	
20.0000		50.0000	
60.0000		128.0000	
80.0000		170.0000	
40.0000		87.0000	
50.0000		108.0000	
60.0000		135.0000	
30.0000		69.0000	
70.0000		148.0000	
60.0000		132.0000	
DEPENDENT VARIABLE.. HOURS			
VARIABLE(S) ENTERED ON STEP NUMBER 1.. SIZE			
MULTIPLE R		0.99780	$\leftarrow r$
R SQUARE		0.99561	$\leftarrow r^2$
STANDARD ERROR		2.73861	$\leftarrow \sqrt{MSE}$
----- VARIABLES IN THE EQUATION -----			
VARIABLE	B	STD ERROR B	F
SIZE	2.000000 $\leftarrow b_1$	$s(b_1) \rightarrow 0.04697$	1813.333 $\leftarrow F^*$
(CONSTANT)	10.00000 $\leftarrow b_0$		
VARIABLE	MEAN	STANDARD DEV	CASES
SIZE	$\bar{X} \rightarrow 50.0000$	$s_X \rightarrow 19.4365$	10 $\leftarrow n$
HOURS	$\bar{Y} \rightarrow 110.0000$	$s_Y \rightarrow 38.9587$	10 $\leftarrow n$
ANALYSIS OF VARIANCE			
REGRESSION	DF 1.	SUM OF SQUARES SSR $\rightarrow 13600.00000$	MEAN SQUARE MSR $\rightarrow 13600.00000$
RESIDUAL \leftarrow Error	8.	SSE $\rightarrow 60.00000$	MSE $\rightarrow 7.50000$

مراجع وردت في النص

[3.1] SPSS^X User's Guide, 2nd ed. Chicago : SPSS, Inc., 1986.

مسائل

(١-٣) طالب، يعمل في دورة تدريب صيفية في مكتب بحوث اقتصادية لشركة

كبيرة، يدرس العلاقة بين مبيعات منتج (X، عمالين الدولارات) وعدد السكان

(X، Y) (ملايين الأشخاص) في مناطق تسويق الشركة الـ 50. وقد استخدم نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1). ويرغب الطالب أولاً اختبار ما إذا كانت هناك صلة خطية بين Y و X. واستعان الطالب ببرنامج انحدار خطي بسيط وحصل على المعلومات التالية عن معاملات الانحدار:

المعلمة	القيمة المقدرة	95 بالمائة حدي ثقة
الجزء المقطوع	7.43119	-1.18518
الميل	0.755048	0.452886
	1.05721	16.0476

١ - استنتج الطالب من هذه النتائج أنه توجد رابطة خطية بين Y و X. هل الاستنتاج مبرر؟ ما هو مستوى المعنوية المتضمن هنا؟

ب - شكك أحدهم بالإشارة السالبة لحد الثقة الأدنى للجزء المقطوع، مشيراً إلى أن المبيعات بالدولار لا يمكن أن تكون سالبة حتى لو كان عدد السكان في المقاطعة صفراً. ناقش.

(٢-٣) في اختبار للبدائل $H_0: \beta_1 \leq 0$ ضد $H_a: \beta_1 > 0$ استنتج محلل الفرضية H_0 . هل يتضمن القرار أنه لا توجد صلة خطية بين X و Y؟ اشرح.
(٣-٣) استلم عضو في فريق طلابي يلعب لعبة تسويق نشطة المخرجات التالية لحاسب آلي وذلك عند دراسة العلاقة بين تكاليف الإعلان (X) والمبيعات (Y) لأحد منتجات الفريق:

$$\hat{Y} = 350.7 - 0.18X \quad \text{معادلة الانحدار المقدرة:}$$

القيمة P- ثنائية الجانب للميل المقدّر: 0.91

صرح الطالب: "الرسالة التي حصلت عليها هنا هي أنه كلما زدنا الإنفاق على الدعاية لهذا المنتج، بعنا وحدات أقل!" علّق.

(٤-٣) بالعودة إلى مسألة المعدل التراكمي رقم (٢-١٧)، بعض النتائج الإضافية هي:

$$MSE = 0.1892, S\{b_1\} = 0.144, b_1 = 0.8399, S\{b_0\} = 0.7267, b_0 = -1.700$$

١ - أوجد 99 بالمائة فترة ثقة لـ β_1 . فسّر فترة ثقتك. هل تتضمن الصفر؟ لماذا

يمكن أن يهتم مدير القبول فيما إذا كانت فترة الثقة تتضمن الصفر؟

ب - اختبر، باستخدام إحصاء الاختبار t^* ، ما إذا كانت توجد رابطة خطية
أم لا بين درجة الطالب في اختبار الدخول X ومعدله التراكمي في
نهاية السنة الأولى Y . استخدام مستوى معنوية 0.10 واكتب البديلين
وقاعدة القرار والنتيجة.

ج - ما هي القيمة P - لاختبارك في الجزء (ب)؟ كيف تدعم هذه القيمة

النتيجة التي وصلت إليها في الجزء (ب)؟

(٣-٥) بالعودة إلى مسألة صيانة الحاسبات اليدوية (٢-١٨). بعض النتائج الإضافية هي

$$MSE = 20.086 \text{ و } s\{b_1\} = 0.519, b_1 = 14.738, s\{b_0\} = 2.564, b_0 = -2.3221$$

١ - قُدّر التغير في متوسط زمن الخدمة عندما يزداد عدد المكائن المصانة
واحدا. استخدم 90 بالمائة فترة ثقة. فسّر فترة ثقتك.

ب - قم باختبار t لتحديد ما إذا كانت توجد رابطة خطية أم لا بين X و Y

هنا؛ اضبط المخاطرة α عند مستوى 0.10، أعرض البديلين وقاعدة القرار

والنتيجة. ماهي القيمة P - لاختبارك؟

ج - هل النتائج في الجزئين (أ) و (ب) متسقة؟ وضح.

د - اقترح المصنع أن لايزداد متوسط الوقت المطلوب بأكثر من 14 دقيقة لكل آلة

إضافية تتم صيانتها خلال نداء خدمة. قم باختبار لتقرير ما إذا كان هذا

المعيار محققا في تراي - سيتي. اضبط مخاطرة الخطأ من النوع الأول عند 0.05

اذكر البديلين وقاعدة القرار والنتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار؟

هـ - هل تعطي b_0 هنا أية معلومات مناسبة عن وقت البداية الفعلية للصيانة

أي عن الوقت المطلوب الذي يفصل بين وصول فني الصيانة إلى موقع

الآلات وبين بداية عمل الصيانة الفعلية؟

(٣-٦) بالعودة إلى مسألة تكسر الشحنتات الجوية (٢-١٧).

١ - قُدّر β_1 بـ 95 بالمائة فترة ثقة. فسّر تقديرك بفترة.

ب - قم باختبار t لتقرير ما إذا كانت توجد رابطة خطية أم لا بين عدد المرات التي يحول فيها الصندوق من طائفة إلى أخرى (X) وعدد الأنبولات المكسرة (Y). استخدم مستوى معنوية 0.05 أعرض البديلين وقاعدة القرار والنتيجة. ما هي القيمة P - للاختبار؟

جـ - تمثل β_0 هنا متوسط عدد الأنبولات المكسرة عندما لا يحدث أي تحويلات للشحنة أي عندما $X = 0$. أوجد 95 بالمائة فترة ثقة لـ β_0 وفسرها.

د - اقترح مستشار، معتمدا على خبرة سابقة، أنه ينبغي ألا يتجاوز متوسط عدد الأنبولات المكسرة 9 عندما لا تتعرض الشحنة لتحويل. قم باختبار مناسب مستخدما $\alpha = 0.025$. أذكر البديلين وقاعدة القرار والنتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار؟

هـ - أوجد قوة اختبارك في الجزء (ب) إذا كانت $\beta_1 = 2.0$ فعلا. افترض $\sigma\{b_1\} = 0.50$. أوجد كذلك قوة اختبارك في الفقرة (د) إذا كانت $\beta_0 = 11$. افترض أن $\sigma\{b_0\} = 0.75$ فعلا.

(٧-٣) بالعودة إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢-٢٠).

١ - قُدِّر التغير في متوسط الصلابة عندما يزداد الوقت المنصرم بساعة واحدة. استخدم 99 بالمائة فترة ثقة، فسر تقديرك بفترة.

ب - صرح منتج البلاستيك أنه ينبغي أن يزداد متوسط الصلابة بوحدة بريتل لكل ساعة. قم باختبار ثنائي - الجانب لتقرير ما إذا كانت هذه الموصفة محققة. استخدم $\alpha = 0.01$. أذكر البدائل وقاعدة القرار والنتيجة ما هي القيمة P - للاختبار؟

جـ - أوجد قوة اختبارك في الجزء (ب) إذا احتيز المعيار الحقيقي بمقدار 0.3 وحدة بريتل لكل ساعة. افترض أن $\sigma\{b_1\} = 0.1$.

(٨-٣) بالعودة إلى شكل (٧-٣) لمثال شركة وستود. نصِّح مستشار أن زيادة وحدة واحدة في حجم الدفعة ينبغي أن يتطلب زيادة 1.8 في العدد المتوقع لساعات العمل للمفردة المنتجة المعطاة.

١ - قم باختبار لتقرير ما إذا كانت الزيادة في العدد المتوقع لساعات العمل في شركة وستود تنفق وهذا المعيار أم لا. استخدم $\alpha = 0.05$ ، اذكر البديلين وقاعدة القرار والنتيجة.

ب - أوجد قوة اختبارك في الجزء (أ) إذا كان معيار المستشار قد جرى تجاوزه فعلا بـ 0.1 ساعة. افرض $\sigma\{b_1\} = 0.05$.

ج - لماذا لاتناسب $F^* = 1813.333$ ، المبينة في مطبوعة الحاسب الاختبار في الجزء (أ)؟

(٩-٣) بالعودة إلى شكل (٧-٣). سأل طالب، ملاحظاً أن $s\{b_1\}$ قد أعطي في مطبوعة الحاسب، لماذا لم يُعط أيضاً $s\{\hat{Y}_h\}$. ناقش.

(١٠-٣) لكل من الأسئلة التالية، وضّح ما إذا كانت فترة ثقة لمتوسط استجابة أم فترة تنبؤ لملاحظة جديدة هي الأنسب.

١ - ماذا سيكون مستوى الرطوبة في البيت الزجاجي غدا عندما نضع مستوى درجة الحرارة عند 31°C ؟

ب - ما هو متوسط مصروف العائلات، التي دخلها المنتظم 23,500 \$، على الطعام خارج المنزل؟

ج - كم عدد الكيلو واط - ساعة من الكهرباء التي ستستهلك الشهر القادم من قبل المستهلكين التجاريين والصناعيين في منطقة خدمات توين ستيز، علماً أن الرقم القياسي لنشاط الأعمال التجارية والصناعية في المنطقة يبقى على مستواه الحالي؟

(١١-٣) يسأل شخص عما إذا كان يوجد فرق بين "متوسط الاستجابة عند $X = X_h$ " و"متوسط m مشاهدة جديدة عند $X = X_h$ ". أجب.

(١٢-٣) هل يمكن تحقيق اقتراب $\{Y_{h(new)}\}$ ثم في (3.36) من الصفر كلما أصبحت كبيرة؟ هل هذه هي الحال أيضاً بالنسبة لـ $\{\hat{Y}_h\}$ في (3.28b)؟ ما هو المعنى الذي يتضمنه هذا الفرق.

(١٣-٣) بالعودة إلى مسألتي المعدل التراكمي (١٧-٢) و(٤-٣)

- ١ - أوجد 95 بالمائة فترة تقدير لمتوسط المعدل التراكمي لطلاب السنة الأولى الذين حصلوا في اختبار الدخول على درجة 4.7. فسّر فترة ثقتك.
- ب - حصلت ماري جون على علامة 4.7 في اختبار الدخول. تنبأ بمعدلها التراكمي في السنة الأولى مستخدماً 95 بالمائة فترة تنبؤ. فسّر نتائجك.
- ج - هل فترة التنبؤ في الجزء (ب) أوسع من فترة الثقة في الجزء (أ)؟ هل ينبغي ذلك؟

(١٤-٣) بالعودة إلى مسألتي صيانة الحاسبات (١٨-٢) و (٥-٣).

- ١ - أوجد 90 بالمائة فترة تقدير لمتوسط زمن الخدمة للنداءات التي تم فيها خدمة ست آلات. فسّر فترة ثقتك.
- ب - أوجد 90 بالمائة فترة تنبؤ لزمن الخدمة لنداء قادم تجري فيه صيانة ست آلات؟ هل فترة تنبؤك أوسع من فترة الثقة المقابلة في الجزء (أ)؟ هل ينبغي ذلك؟

ج - افترض أن الإدارة ترغب في تقدير زمن الخدمة المتوقع للآلة الواحدة في حالة نداءات تجري فيها صيانة ست آلات. أوجد فترة ثقة مناسبة بتحويل الفترة التي حصلت عليها في الجزء (أ). فسّر فترة الثقة المحولة.

(١٥-٣) بالعودة إلى مسألة تكسر الشحنات الجوية (١٩-٢) و

- ١ - بسبب تغير مسارات الطائرات، ربما يتكرر تحويل الشحنات أكثر من السابق. قدّر متوسط عدد الكسور للأعداد التالية من التحويلات $X = 2, 4$. استخدم 99 بالمائة فترتي ثقة منفصلتين. فسّر نتائجك.
- ب - تتضمن الشحنة القادمة تحويلين. أوجد 99 بالمائة فترة تنبؤ لعدد الأنبولات المكسرة لهذه الشحنة. فسّر فترة تنبؤك.

ج - في الأيام العديدة القادمة سترسل ثلاث شحنات بصورة مستقلة. كل شحنة تتطلب تحويلين. أوجد 99 بالمائة فترة ثقة لمتوسط عدد

الأنبولات المكسّرة في الشحنات الثلاث. حول هذه الفترة إلى 99 بالمائة فترة تنبؤ للعدد الكلي للأنبولات المكسّرة في الشحنات الثلاث.
(١٦-٣) بالعودة إلى مسألة تصلب البلاستيك (٢٠-٢).

١ - أوجد 98 بالمائة فترة ثقة لمتوسط صلابة الوحدات المشكّلة بزمان منصرم مدته 30 ساعة. فسر فترة الثقة.

ب - أوجد 98 بالمائة فترة تنبؤ لصلابة وحدة جديدة بزمان منصرم مدته 30 ساعة.
ج - أوجد 98 بالمائة فترة تنبؤ لمتوسط صلابة 10 وحدات اختبار مشكّلة حديثا كل واحدة منها بزمان منصرم مدته 30 ساعة.

د - هل فترة التنبؤ في (ج) أضيق من تلك في (ب) ؟ هل ينبغي ذلك؟
(١٧-٣) قام محلل بتوفيق نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1)، وأجرى اختبار F لـ $\beta_1 = 0$ ضد $\beta_1 \neq 0$ وكانت القيمة P للاختبار 0.033، وقد استنتج المحلل $H_0: \beta_1 = 0$. هل كان المستوى α المستخدم من قبل المحلل أكبر أو أصغر من 0.033؟ ولو كانت قيمة المستوى α هي 0.01. فماذا ينبغي أن تكون النتيجة المناسبة؟

(١٨-٣) لإجراء اختبارات إحصائية حول المعلمة β_1 ، لماذا يكون اختبار t أكثر شيوعا من الاختبار F ؟

(١٩-٣) عند اختبار ما إذا كان $\beta_1 = 0$ أم لا، لماذا يكون الاختبار F اختبارا أحادي الجانب مع أن H_0 تتضمن كلا من $\beta_1 < 0$ و $\beta_1 > 0$ ؟ [ارشاد: ارجع إلى (3.56)].

(٢٠-٣) يسأل طالب فيما إذا كان σ^2 مقدّرا خطيّا لأي معلمة في نموذج الانحدار الخطأ الطبيعي (3.1). أجب.

(٢١-٣) في بعض الأحيان تُفسر قيمة L^2 قريبة من الواحد على أنها تتضمن أن العلاقة بين Y و X قريبة قريبا كافيا بحيث يمكن القيام بتنبؤ دقيق عن Y بدءا من معرفة X . هل يُعتبر هذا التضمن نتيجة لتعريف σ^2 لامتصاص منها؟

(٢٢-٣) باستخدام نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1) في تجربة أمان هندسية، وجد باحث في المشاهدات العشر الأولى أن m^2 كان صفراً. هل يمكن أن يكون m^2 غير الصففر للمجموعة الكاملة من 30 مشاهدة؟ هل يمكن لـ m^2 أن لا يكون صفراً للمشاهدات العشر الأولى، ويكون مع ذلك صفراً للمشاهدات الثلاثين كافة؟ إشرح.

(٢٣-٣) بالعودة إلى مسألتي المعدل التراكمي (١٧-٢) و(٤-٣). إليك بعض النتائج الحسابية الإضافية $SSE = 3.406$ و $SSR = 6.434$.

- ا - اكتب جدول التحاين.
- ب - ما الذي يقدّره MSR في جدول تحاينك؟ ما الذي يقدّره MSE تحت أية شروط تقدر MSR و MSE الكمية نفسها؟
- ج - قم باختبار F لما إذا كان $\beta_1 = 0$ أم لا، اضبط المخاطرة α عند 0.01 اذكر البديلين وقاعدة القرار والنتيجة.
- د - ما هي القيمة المطلقة للتخفيض في تغير Y عند إدخال X في نموذج الانحدار؟ ما هو التخفيض النسبي؟ ما هو اسم القياس الأخير.
- هـ - أوجد r وألحق بها الإشارة المناسبة.

و - أي المقياسين m^2 أم r يتمتع بتفسير عملياتي أكثر وضوحاً؟ اشرح.

(٢٤-٣) بالعودة إلى مسألتي صيانة الحاسبات اليدوية (١٨-٢) و(٥-٣) إليك بعض النتائج الحسابية الإضافية $SSE = 321.396$ و $SSR = 16,182.604$.

- ا - ضع جدول تحاين أساسي في هيئة الجدول (٢-٣). أي العناصر في جدولك تجميعي؟ ضع أيضاً جدول تحاين في هيئة الجدول (٤-٣) أ.
- كيف يختلف الجدولان؟

ب - قم باختبار F لتحديد ما إذا كانت توجد رابطة خطية أم لا بين الوقت المستغرق وعدد المكائن المصانة، استخدم $\alpha = 0.10$. اذكر البديلين وقاعدة القرار والنتيجة.

جـ - وبصورة نسبية، كم ينخفض التغير الكلي في عدد الدقائق المبذولة في نداء خدمة عند إدخال عدد الآلات المصانة في التحليل؟ هل هذا التخفيض صغير أم كبير نسبياً؟ ما اسم هذا المقياس؟

د - احسب r وألحق بها الإشارة المناسبة.

هـ - أي القياسين r أم r^2 له تفسير عملي أكثر وضوحاً؟

(٢٥-٣) بالعودة إلى مسألة تكسّر الشحنات الجوية (١٩-٢).

١ - ضع جدول تحاين. أي العناصر تجمعي؟

ب - قم باختبار F لتقرر ما إذا كانت توجد رابطة خطية أم لا بين عدد مرات تحويل الصندوق وعدد الأنولات المكسرة، اضبط α عند 0.05، اذكر البدائل وقاعدة القرار والنتيجة.

جـ - أوجد إحصاء الاختبار t^* للاختبار في الجزء (ب) وأثبت عددياً أنها مكافئة للإحصاءة F^* في الجزء (ب).

د - احسب r و r^2 . ما هي نسبة التغير في Y الذي يفسرها إدخال X في نموذج الانحدار؟

(٢٦-٣) بالعودة إلى مسألة تصلب البلاستيك.

١ - اكتب جدول التحاين.

ب - اختر مستخدماً الاختبار F ، ما إذا كانت توجد رابطة خطية أم لا بين تصلب البلاستيك والمدة المنصرمة. استخدم $\alpha = 0.01$ اذكر البدلين وقاعدة القرار والنتيجة.

جـ - ارسم الانحرافات $\hat{Y}_i - Y_i$ مقابل X_i في رسم بياني. وارسم الانحرافات

$\bar{Y} - \hat{Y}_i$ في مقابل X_i في رسم بياني آخر. من رسميك البيانيين، هل

تبدو SSR أم SSE المركبة الأكبر في $SSTO$ ؟

د - احسب r و r^2 .

(٢٧-٣) بالعودة إلى مسألة كتلة العضلة (٢٥-٢).

١- قم باختبار لتقرير ما إذا كانت توجد رابطة خطية سلبية أم لا بين مقدار

كتلة العضلة والعمر، اضبط مخاطرة الخطأ من النوع الأول عند 0.05.

اعرض البدلين، وقاعدة القرار والنتيجة. ما هي القيمة P - للاختبار؟

ب - القيمة P - ثنائية الجانب لاختبار ما إذا كانت $\beta_1 = 0$ هي $+0$. هل

يمكنك الآن استنتاج أن b_0 تقدم معلومات مناسبة عن مقدار كتلة

العضلة لطفلة عند الولادة؟

جـ - قدّر بـ 95 بالمائة فترة ثقة، الفرق في كتلة العضلة المتوقعة لنساء تختلف

أعمارهن بسنة واحدة. لماذا تكون معرفة الأعمار بالتحديد غير

ضرورية للتقيام بهذا التقدير؟

(٢٨-٣) بالعودة إلى مسألة كتلة العضلة (٢٥-٢).

١ - أوجد 95% فترة ثقة لمتوسط كتلة العضلة لنساء بلغن الستين من العمر.

فسّر فترة ثقتك.

ب - أوجد 95% فترة ثقة لمتوسط كتلة العضلة لامرأة عمرها 60 عاما. هل

فترة التنبؤ دقيقة نسبياً؟

(٢٩-٣) ارجع إلى مسألة كتلة العضلة (٢٥-٢).

١ - ارسم الانحرافات $\hat{Y}_i - \bar{Y}$ مقابل X_i في رسم بياني. وارسم الانحرافات

$\hat{Y}_i - \bar{Y}$ مقابل X_i في رسم بياني آخر، من رسميك البيانيين هل

تبدو SSE أم SSR المركبة الأكبر في $SSTO$ ؟

ب - اكتب جدول التحاين.

جـ - إختبر ما إذا كان $\beta_1 = 0$ أم لا مستخدماً الاختبار F مع $\alpha = 0.10$.

اذكر البدلين، وقاعدة القرار والنتيجة.

د - ما هي النسبة من التغير الكلي في كتلة العضلة التي تبقى غير مفسّرة عند

إدخال العمر في التحليل؟ هل هذه النسبة صغيرة أم كبيرة نسبياً؟

هـ - أوجد r^2 و r .

(٣٠-٣) بالعودة إلى مسألة معدل السرقة (٢٦-٢).

ا - اختبر ما إذا كانت توجد رابطة خطية أم لا بين معدل السرقة وكثافة

السكان مستخدماً الاختبار t مع $\alpha = 0.01$. اذكر البدلين وقاعدة

القرار والنتيجة. ما هي القيمة P - للاختبار؟

ب - اختبر ما إذا كانت $\beta_0 = 0$ أم لا؛ اضبط مخاطرة الخطأ من النوع I عند

0.01. اذكر البدائل وقاعدة القرار والنتيجة. لماذا يمكن الاهتمام

باختبار ما إذا كانت $\beta_0 = 0$ أم لا؟

ج - قدر β_1 بـ 99 بالمائة فترة ثقة. فسر فترة ثقتك.

(٣١-٣) بالعودة إلى مسألة معدل السرقة (٢٦-٢).

ا - ضع جدول التحاين.

ب - نفذ الاختبار في المسألة (٣٠-٣) أ مستخدماً الاختبار F وبين التكافؤ

العددي لإحصائي الاختبار، ولقاعدتي القرار. هل القيمة P - في

الاختبار F هي نفسها في الاختبار t ؟

ج - كم ينخفض التغير الكلي لمعدل السرقة عند إدخال كثافة السكان في

التحليل؟ هل التخفيض كثير أم قليل نسبياً؟

د - أوجد r .

(٣٢-٣) بالعودة إلى مسألتي معدل السرقة (٢٦-٢) و (٣٠-٣)، افترض أننا نريد تنفيذ

الاختبار (٣٠-٣) أ باستخدام اختبار خطي عام.

ا - اذكر النموذجين التام والمخفض.

ب - أوجد (١) $SSE(F)$ ، (٢) $SSE(R)$ ، (٣) df_F ، (٤) df_R ، (٥) إحصاءة

الاختبار F^* للاختبار الخطي العام و (٦) قاعدة القرار.

ج - هل إحصاءة الاختبار F^* وقاعدة القرار للاختبار الخطي العام مكافئتان

عددياً لتلك في مسألة (٣٠-٣)؟

(٣٣-٣) عند تطوير دالة تكلفة تجريبية من بيانات لوحظت في تجربة كيميائية معقدة، استخدم محلل نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1). وقد فُسرَت β_0 هنا، كتكلفة إعداد التجربة. افترض المحلل أن هذه التكلفة ينبغي أن تكون 7500 \$ ويرغب اختبار الفرضية بواسطة اختبار خطي عام.

١ - أذكر القرارين البديلين لهذا الاختبار.

ب - حدّد النموذجين التام والناقص.

ج - بدون أية معلومات إضافية، هل يمكنك القول ماذا ستساوي في اختبار

المحلل، الكمية $df_R - df_F$ في إحصاء الاختبار (3.69)؟ [شرح.

(٣٤-٣) بالعودة إلى مسألة المعدل التراكمي (١٧-٢).

١ - أيها أكثر منطقية هنا أن نعتبر X_i ثوابت أم متغيرات عشوائية؟ اشرح.

ب - إذا اعتبرت X_i متغيرات عشوائية فهل لهذا أي تأثير على فترات التنبؤ لمتقدمين جدد؟ [شرح.

(٣٥-٣) بالعودة إلى مسألتَي صيانة الحاسبات اليدوية (١٨-٢) و (٥-٣). كيف سيختلف معنى معامل الثقة في المسألة (٥-٣) إذا اعتبر المتغير المستقل متغيراً عشوائياً وبقيت الشروط في (3.40) قابلة للتطبيق؟

تمارين

(٣٦-٣) اشتق الخاصية في (3.6) للمقادير K_i .

(٣٧-٣) بين أن b_0 كما عُرِّفت في (3.19) مقدّر غير منحاز لـ β_0 .

(٣٨-٣) استنبط العبارة في (3.20b) الخاصة بتباين b_0 مستخدماً نظرية (3.30). وضّح كذلك كيف أن التباين (3.20b) هو حالة خاصة من التباين (3.28b).

(٣٩-٣) (يُحتاج للتفاضل).

١ - أوجد دالة الإمكانية لمشاهدات العينة Y_1, \dots, Y_n علماً أن X_1, \dots, X_n

معطاة، وذلك عند تحقق الشروط (3.40).

ب - أوجد مقدرات الإمكانية العظمى لـ β_0 ، β_1 و σ^2 . هل يبقى مقدراً β_0 و β_1 كما هما في (2.27) عندما تكون الـ X_i مثبتة.

(٤٠-٣) افترض أن نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1) قابل للتطبيق باستثناء أن تباین الخطأ غير ثابت؛ وإنما يزداد مع تزايد X . هل لا يزال $\beta_1 = 0$ يتضمن عدم وجود رابطة خطية بين X و Y ؟ عدم وجود رابطة بين X و Y وضّح.
(٤١-٣) استنبط العبارة الخاصة بـ SSR في (3.50b).

(٤٢-٣) في دراسة انحدار على نطاق ضيق، حصلنا على خمس مشاهدات Y في مقابل $X = 1, 4, 10, 11, 14$. افترض أن $\sigma = 0.6$ ، $\beta_0 = 5$ و $\beta_1 = 3$.

١ - ما هما القيمتان المتوقعتان لـ MSR و MSE هنا؟

ب - لأغراض تحديد ما إذا كانت توجد علاقة انحدار أم لا، هل كان سيكون من الأفضل أم الأسوأ قياس المشاهدات الخمس عند $X = 6$ ، 7، 8، 9، 10 لماذا؟

هل يبقى الجواب نفسه إذا كان الغرض الرئيس هو تقدير متوسط الاستجابة عند $X = 8$ ؟ ناقش.

(٤٣-٣) افترض أن نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1) قابل للتحقيق.

١ - عند اختبار $H_0: \beta_1 = 5$ ضد $H_a: \beta_1 \neq 5$ بواسطة اختبار خطّي عام، ما

هو النموذج المخفض؟ ماعدد درجات الحرية df_R ؟

ب - عند اختبار $H_0: \beta_0 = 2$ و $\beta_1 = 5$ ضد ليس كلا من $\beta_0 = 2$ و $\beta_1 = 5$ ،

محققا مستخدمين اختبارا خطيا عاما، ما هو النموذج الناقص؟ ماهي

درجات الحرية df_R ؟

(٤٤-٣) استنبط (3.75) من (3.71) مستخدما النتيجة في تمرين (٤١-٣).

مشاريع

(٤٥-٣) بالعودة إلى مجموعة بيانات الـ $SMSA$ ومشروع (٤٢-٢). مستخدما كمعيار

أي متغير مستقل يفسّر أكبر تخفيض في متغيرة عدد الأطباء العاملين؟

(٤٦-٣) بالعودة إلى مجموعة بيانات الـ *SMSA* والمشروع (٤٣-٢). أوجد تقديرا

بفترة لـ β_1 وذلك لكل منطقة على حدة. استخدم 90 بالمائة معامل ثقة في

كل حالة. هل تبدو الميول متماثلة في خطوط الانحدار للمناطق المختلفة؟

(٤٧-٣) بالعودة إلى مجموعة بيانات الـ *SENIC* والمشروع (٤٤-٢). ومستخدماً t^* كمعيار،

أي المتغيرات المستقلة يفسر أكبر تخفيض في متغيرة معدل طول الإقامة؟

(٤٨-٣) بالعودة إلى مجموعة بيانات الـ *SENIC* ومشروع (٤٥-٢). أوجد تقديرا

بفترة لـ β_1 وذلك لكل منطقة على حدة. استخدم 95 بالمائة معامل ثقة لكل

حالة. هل تبدو ميول خطوط الانحدار متماثلة في المناطق المختلفة؟

(٤٩-٣) سوف تؤخذ خمس مشاهدات في Y عندما $X = 4, 8, 12, 16, 20$ وعلى

الترتيب. ودالة الانحدار الحقيقية هي $E\{Y\} = 20 + 4X$ والـ b_1 متغيرات

$$.N(0,25)$$

١ - ولّد خمسة أرقام طبيعية عشوائية بمتوسط 0 وتباين 25. اعتبر هذه

الأرقام العشوائية كحدود خطأ للملاحظات Y الخمس عند $X = 4, 8,$

12, 16, 20 واحسب Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5 . أوجد تقديرات المربعات

الدنيا b_0 و b_1 عند توفيق خط مستقيم للملاحظات الخمس. كذلك

$$\text{احسب } \hat{Y}_h \text{ عندما } X_h = 10.$$

ب - أعد الجزء الأول 200 مرة، مولدا أرقاما عشوائية جديدة كل مرة.

ج - ضع توزيعا تكراريا للمائتي تقديرا لـ b_1 واحسب المتوسط والانحراف

المعياري للمائتي تقدير لـ b_1 . هل تتسق النتائج مع التوقعات النظرية؟

د - لكل من التكرارات الـ 200 احسب 95 بالمائة فترة ثقة لـ $E\{Y_h\}$ عندما

$X=10$. ما هي نسبة فترات الثقة من بين الـ 200 فترة التي تتضمن

$E\{Y_h\}$ ؟ هل هذه النتيجة متسقة مع التوقعات النظرية؟

تشخيصات وتدابير علاجية

عند اختيار نموذج انحدار، مثل نموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1)، لتطبيق ما، فإنه لا يمكن، عادة، التأكد مقدما من أن النموذج مناسب لذلك التطبيق. وقد لا تكون سمة أو أكثر من السمات المميزة للنموذج مثل خطية دالة الانحدار أو طبيعية حدود الخطأ، مناسبة للبيانات التي حصلنا عليها بالذات. وبالتالي فمن المهم فحص صلاحية النموذج للبيانات قبل المضي في مزيد من التحليل الذي يعتمد على ذلك النموذج. ونناقش، في هذا الفصل، بعض الطرق البيانية البسيطة لدراسة صلاحية نموذج، بالإضافة إلى بعض الاختبارات الإحصائية الرسمية للقيام بذلك. ونختم الفصل بمناقشة بعض التقانات التي يمكن أن تجعل نموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1) مناسباً في الوقت الذي لا تتفق البيانات مع شروط النموذج.

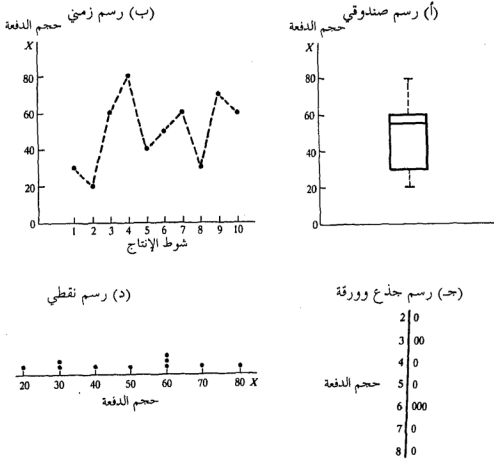
في حين أن المناقشة في هذا الفصل تتطرق لصلاحية نموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1) فإن المبادئ الأساسية المعروضة هنا تنطبق على جميع النماذج الإحصائية المدروسة في هذا الكتاب. وسنستخدم، في فصول لاحقة، مادة إضافية تتعلق بصلاحية نموذج وتدابير علاجية.

(٤-١) تشخيصات للمتغير المستقل

نبدأ بدراسة بعض التشخيصات البيانية للمتغير المستقل. يحتوي شكل (٤-١) أ رسماً صندوقياً بسيطاً لحجوم الدفعات في مثال شركة وستود في الجدول (٢-١). وبين الرسم الصندوقي في الشكل (٤-١) أ حجمي الدفعة الأصغر والأكبر، الربيعين الأول والثالث وحجم الدفعة الوسيط. ونرى من الشكل (٤-١) أ أنه لا توجد أحجام دفعات قاصية. وكذلك نرى، وبسبب كون الوسيط قريباً من النهاية العليا للصندوق، أن

الجزء المركزي لتوزيع حجم الدفعات ملتبس. ويقدم طول الخططين المتقطعين من كل رُبع إلى النهاية القريبة منه معلومات إضافية عن مخطط حجور الدفعات. وهنا أيضا تقترح الخطوط المتقطعة بعض الالتواء في الذيل الأيمن.

شكل (٤-١) رسومات تشخيصية للمتغير المستقل - مثال شركة وستود



والتشخيص الثاني المفيد للمتغير هو الرسم الزمني. ويحتوي الشكل (٤-١) ب رسما زمنيا لحجوم الدفعات في مثال شركة وستود. وقد رسم حجم الدفعة هنا في مقابل شوط الإنتاج (أي، مقابل الزمن) ووصلت النقاط في الرسم لبيان التتابع الزمني بوضوح أكثر وينبغي الاستفادة من الرسومات الزمنية كلما حصلنا على بيانات مرتبة زمنيا. لاحتوي البيانات في الشكل (٤-١) ب على غمطية خاصة. فلو تبين من الرسم،

مثلا، أن حجوما صغيرة من الدفعات قد استخدمت في البداية وحجوما أكبر فيما بعد، فقد تكون هذه المعلومة مفيدة جدا في الدراسات التشخيصية لصالحية نموذج الانحدار التوفيقي.

ويحتوي الشكلان (١-٤) جـ و (١-٤) د، رسمين تشخيصيين آخرين يقدمان معلومات مشابهة لما قدمه الرسم الصندوقي في الشكل (١-٤) أ. إذ يقدم رسم الجذع والورقة في الشكل (١-٤) جـ معلومات مشابهة للمدرج التكراري. ويعرض الأرقام الأخيرة، فإن هذا الرسم يشير أيضا إلى أن كل حجوم الدفعة في مثال شركة وستود كانت من مضاعفات العشرة.

والرسم النقطي في الشكل (١-٤) د مفيد عندما توجد مشاهدات قليلة فقط في مجموعة البيانات أو عندما يوجد عدد محدود فقط من النتائج في البيانات. ويشير كل من رسم الجذع والورقة والرسم النقطي، كما أشار الرسم الصندوقي، إلى أن حجوم الدفعات في مثال شركة وستود ليس متناظر التوزيع تماما. ويظهر الرسمان أيضا أن عدة أشواط قد تمت للحجمي الدفعة 30 و 60.

(٢-٤) الرواسب

عادة، لا تكون الرسوم التشخيصية للمتغير التابع Y مفيدة جدا في تحليل الانحدار لأن قيمة المشاهدات على المتغير التابع دالة في مستوى المتغير المستقل. وبدلا من ذلك تتم تشخيصات المتغير التابع، عادة، بصورة غير مباشرة من خلال فحص الرواسب. الراسب e_i كما عرفناه في (2.16)، هو الفرق بين القيمة الملحوظة والقيمة التوفيقية:

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (4.1)$$

وهكذا، يمكن اعتبار الراسب كخطأ ملحوظ، تميزا له عن الخطأ الحقيقي e_i في نموذج الانحدار وهو خطأ غير معروف.

$$e_i = Y_i - E\{Y_i\} \quad (4.2)$$

وفي نموذج الانحدار (3.1) نفترض أن الـ e_i متغيرات عشوائية طبيعية مستقلة بمتوسط 0 وتباين ثابت σ^2 . وإذا كان النموذج مناسباً للبيانات الملحوظة فينبغي عندئذ

للمواسم التي نحصل عليها e_i أن تعكس الخواص المفروضة لـ e_i . وهذه هي الفكرة الأساسية التي يستند إليها تحليل الراسب، الوسيلة المفيدة جدا لفحص صلاحية نموذج.

خواص الراسب

المتوسط. متوسط الراسب e_i لنموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1) وعددها هو n بالاستناد إلى (2.17).

$$\bar{e} = \frac{\sum e_i}{n} = 0 \quad (4.3)$$

حيث \bar{e} تشير إلى متوسط الراسب. وبما أن \bar{e} تساوي دائما الصفر فإنها لاتعطي معلومات عما إذا كانت القيمة المتوقعة للأخطاء الحقيقية e_i مساوية للصفر $E(e_i) = 0$.
التباين. نعرف تباين الـ n راسبا e_i في نموذج الانحدار (3.1) كما يلي:

$$\frac{\sum (e_i - \bar{e})^2}{n-2} = \frac{\sum e_i^2}{n-2} = \frac{SSE}{n-2} = MSE \quad (4.4)$$

إذا كان النموذج مناسباً فإن MSE كما لوحظ سابقاً، مقدّر غير منحاز لتباين حدود الخطأ σ .

عدم الاستقلال. الراسب e_i ليست متغيرات عشوائية مستقلة لأنها تتضمن القيم التوفيقية \hat{y}_i والتي ترتكز على تقديري العينة b_0 و b_1 . وهكذا يقترن براسب نموذج الانحدار $n-2$ درجة حرية فقط. وكنتيجة، نعلم من (2.17) أن مجموع e_i الراسب يجب أن يكون صفراً ومن (2.19) نعلم أن مجموع الجداءات $X_i e_i$ يجب أن يكون صفراً. وعندما يكون حجم العينة كبيراً بالمقارنة مع عدد المعالم في نموذج الانحدار فإن تأثير عدم استقلال الراسب e_i غير مهم نسبياً، ويمكن، لمعظم الأغراض، تجاهله.
الراسب المعياري.

تستخدم الراسب المعياري أحياناً في تحليل الراسب. وحيث إن الانحراف المعياري لحدود الخطأ e_i هو σ ويُقدر بـ \sqrt{MSE} ، فسوف نعرف هنا الراسب المعياري كما يلي:

$$\frac{e_i - \bar{e}}{\sqrt{MSE}} = \frac{e_i}{\sqrt{MSE}} \quad (4.5)$$

وكما سنرى، يمكن أن تكون الرواسب المعيارية مفيدة على وجه الخصوص، في تحديد المشاهدات القاصية.

وإلى جانب الرواسب المعيارية، هناك أيضا مقاييس أخرى مركزة على الرواسب ومفيدة في دراسة صلاحية نموذج الانحدار. وسوف نتطرق لها في الفصل الحادي عشر.

المخرجات عن النموذج لدراساتها بطريقة الرواسب

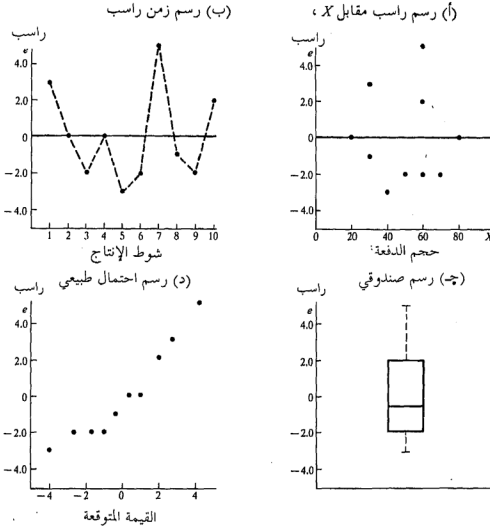
سوف ندرس استخدام الرواسب لاختبار ستة أنواع مهمة من الانحرافات عن نموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1) بأخطاء طبيعية:

- ١- دالة الانحدار ليست خطية.
 - ٢- حدود الخطأ ليس لها تباين ثابت.
 - ٣- حدود الخطأ ليست مستقلة.
 - ٤- النموذج ملامح جميع المشاهدات باستثناء مشاهدة واحدة أو قليل من المشاهدات القاصية.
 - ٥- حدود الخطأ ليست طبيعية.
 - ٦- متغير مستقل مهم واحد أو عدد من المتغيرات المستقلة المهمة قد حُذفت من النموذج.
- (٣-٤) استخدام الرواسب للتشخيص

نستخدم الآن بعض الرسوم التفسيرية للرواسب لتزودنا بمعلومات عما إذا كان هناك أي من الأنواع الستة للانحراف عن نموذج الانحدار الخطي البسيط المذكورة آنفا. وسنستخدم هنا لهذا الغرض رسومات الرواسب (أو الرواسب المعيارية) التالية:

- ١- رسم الرواسب مقابل متغير مستقل.
- ٢- رسم الرواسب مقابل قيم توفيقية.
- ٣- رسم الرواسب مقابل زمن.
- ٤- رسم الرواسب مقابل متغير مستقل محذوف.
- ٥- رسم صندوق للرواسب.
- ٦- رسم احتمال طبيعي للرواسب.

شكل (٤-٢) رسومات روااسب تشخيصية - مثال شركة وستود



يجري الشكل (٤-٢)، لمثال شركة وستود، رسوم الرواسب في الجدول (٢-٣) مقابل المتغير المستقل، مقابل الزمن، رسم صندوقي ورسم احتمال طبيعي. وتدعم كل هذه الرسومات (كما سنرى) صلاحية نموذج الانحدار لبيانات حجومات الدفعات.

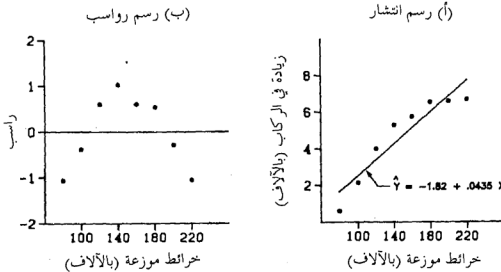
لاخطية دالة الانحدار

يمكن دراسة ما إذا كانت دالة الانحدار الخطية مناسبة للبيانات قيد التحليل من رسم الرواسب ضد المتغير المستقل أو من رسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية وكذلك

من رسم الانتشار. وليس الأخير، على أي حال، فعلاً على الدوام فعالية رسم الراسب. ويتضمن الشكل (٣-٤) أ رسم انتشار وخط انحدار توفيقى، من إنتاج الحاسب، للبيانات في دراسة للعلاقة بين مقدار المعلومات المتعلقة بالنقل وركاب حافلات النقل في المدن الثماني التي تناولها اختبار مقارنة، حيث X عدد خراطم طرق حافلات نقل الركاب الموزعة مجانا على سكان المدينة في بداية فترة الاختبار و Y مقدار الزيادة، خلال فترة الاختبار، في المعدل اليومي لركاب الحافلات في غير ساعات الذروة. البيانات الحقيقية والقيم التوفيقية معطاة في الأعمدة ١، ٢ و ٣ من الجدول (١-٤). ويقترح الرسم البياني بقوة عدم ملائمة دالة الانحدار الخطية.

ويقدم الشكل (٣-٤) ب للمثال نفسه رسم حاسب للرواسب e المبينة في العمود ٤ من الجدول (١-٤)، مرسومة في مقابل المتغير المستقل X وهو يقترح أيضاً بقوة عدم ملائمة دالة الانحدار الخطية كما يتضح في الشكل (٣-٤) ب، فالرواسب تميد عن 0 بطريقة متناسقة. إذ نلاحظ أنها سالبة من أجل قيم X الصغيرة وموجبة من أجل قيم متوسطة الحجم لـ X وسالبة مرة أخرى من أجل قيم X الكبيرة.

شكل (٣-٤) رسم انتشار ورسم رواسب يوضحان دالة الانحدار غير خطية - مثال النقل.



جدول (٤-١) عدد الحرائط الموزعة وزيادة الركاب - مثال النقل

(٥)	(٤)	(٣)	(٢)	(١)	المدينة
الراسب المعياري $e_i: \sqrt{MSE}$	الراسب $Y_i - \hat{Y}_i = e_i$	القيمة التوفيقية \hat{Y}_i	الحرائط الموزعة (بالآلاف) X_i	الزيادة في عدد الركاب (بالآلاف) Y_i	i
-1.22	-1.06	1.66	80	0.60	1
-1.21	-1.05	7.75	220	6.70	2
1.18	1.03	4.27	140	5.30	3
0.69	0.60	3.40	120	4.00	4
0.62	0.54	6.01	180	6.55	5
-0.44	-0.38	2.53	100	2.15	6
-0.32	-0.28	6.88	200	6.60	7
0.70	0.61	5.14	160	5.75	8
$\hat{Y} = -1.82 + 0.0435X$					
$MSE = 0.756$					

في هذه الحالة كلا الشكلين (٤-٣) و (٤-٣) ب وسيلتان فعّالتان في فحص صلاحية خطية دالة الانحدار. وبصورة عامة، على أي حال، يتفوق رسم الراسب على رسم الانتشار ببعض الميزات المهمة. أولاً، يمكن استخدام الرواسب بسهولة لفحص أوجه أخرى لصلاحية النموذج. وثانياً، هناك حالات يمكن فيها لإعادة التدرج في رسم الانتشار أن تجعل المشاهدات Y_i قريبة من القيم التوفيقية \hat{Y}_i ، كحالة عدم وجود ميل حاد، مثلاً. وعندئذ تصبح دراسة صلاحية دالة الانحدار الخطية باستخدام رسم الانتشار أكثر صعوبة. وعلى الوجه الآخر، فإنه يمكن لرسم الراسب، تحت هذه الشروط، أن يبين بجملة أي نمطية منتظمة في الانحرافات حول خط الانحدار التوفيقية. ويبين الشكل (٤-٤) أ رسم الراسب مقابل X لحالة نموذجية وذلك عندما يكون النموذج الخطي مناسباً وتنحى الرواسب إلى الوقوع ضمن شريط أفقي متمركز حول 0، دون أن تظهر اتجاهات منتظمة لأن تكون موجبة وسالبة. وهذه هي الحالة في الشكل (٤-٢) أ لمثال شركة وستوود.

ويبين الشكل (٤-٤) ب حالة نموذجية لانحراف عن نموذج الانحدار الخطي موضحاً الحاجة إلى دالة انحدار منحنية. هنا تنحى الرواسب إلى التغيير بصورة منتظمة

بين كونها موجبة وسالبة. وهذه هي الحالة في الشكل (٤-٣) ب لمثال النقل. وبالطبع، سيعود نوع آخر من الانحراف عن الخطية إلى صورة مختلفة عن النمط النموذجي المبين في الشكل (٤-٤) ب.

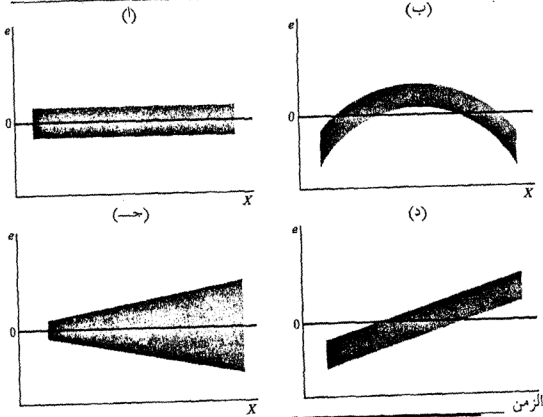
ملاحظة

في نموذج الانحدار الخطي البسيط، يقدم رسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية \hat{Y} معلومات مكافئة لرسم الرواسب مقابل X . والسبب في ذلك هو أن القيم التوفيقية \hat{Y} لنموذج الانحدار الخطي البسيط هي دوال خطية في القيم X للمتغير المستقل؛ وهكذا، يتأثر فقط تدرج القياسات X وليس النسق الأساسي للنقاط المرسومة. ومن أجل الانحدار المنحني والانحدار المتعدد، يكون من المفيد، عادة، رسم الرواسب بصورة منفصلة مقابل القيم التوفيقية ومقابل المتغيرات المستقلة.

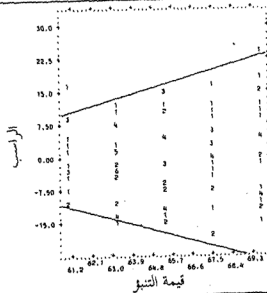
عدم ثبات تباین الخطأ

رسومات الرواسب مقابل المتغير المستقل أو مقابل القيم التوفيقية ليست مفيدة فقط في دراسة ما إذا كان النموذج الخطي مناسباً وإنما كذلك في فحص ما إذا كان تباین حدود الخطأ ثابتاً. ويبين الشكل (٤-٥) رسم الراسب في مقابل القيم التوفيقية \hat{Y} في تطبيق يتضمن انحدار ضغط الدم الانبساطي (Y) لأطفال من جنس الإناث مقابل أعمارهن (X) والرسم ناتج عن استخدام حزمة الحاسب *BMDP* (مرجع 4.1). لاحظ أن الخط الأفقي يسمى هنا محور قيم "التنبؤ" وهو مصطلح يستخدم عادة كبديل للقيم التوفيقية. وتشير القيم العددية المبينة في الرسم إلى عدد الرواسب الواقعة عند نقطة ما أو قربها. وأضفنا خطين يتسعان تدريجياً لالقاء الضوء على نزعة أنه كلما كبرت القيم التوفيقية \hat{Y} زاد انتشار الرواسب. وبما أن العلاقة بين ضغط الدم والعمر إيجابية، فإن هذا يقترح أن تباین الخطأ هو أكبر للأطفال الكبار منه للأطفال الصغار.

شكل (٤-٤) رسومات رواسب نموذجية



شكل (٤-٥) رسم راسب يوضح تباين خطأ غير ثابت - مثال ضغط الدم (مراجع 1. 4. BMDP2R).



الرسم النموذجي في شكل (٤-٤)أ يمثل رسم راسب عندما يكون تباين حد الخطأ ثابتا. ورسم الراسب في شكل (٤-٢)أ لمثال شركة وستود هو من هذا النوع، مما يقترح هنا أن تباين حدود الخطأ ثابت.

ويوضح الشكل (٤-٤)ج صورة نموذجية لرسم راسب يزداد فيه تباين الخطأ مع X . وفي العديد من تطبيقات التجارة، والاقتصاد، علم الاجتماع وعلم الأحياء، تميل الانحرافات عن ثبات تباين الخطأ إلى اتخاذ شكل شبه منحرف كما هو موضح في الشكل (٤-٤)ج، وكما وجدنا في مثال ضغط الدم في الشكل (٤-٥). ويمكن أن نواجه كذلك تباينات خطأ تتناقص مع زيادة مستويات المتغير المستقل أو تتغير وفق أشكال أخرى التغير.

وجود القاصيات

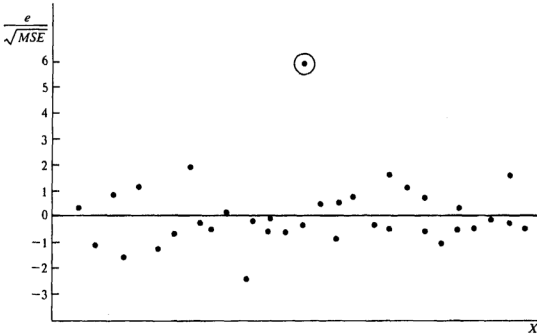
القاصيات هي مشاهدات نائية. ويمكن تحديد الرواسب القاصية من رسومات الرواسب مقابل X أو \bar{Y} (من المفضل أن نستند إلى روااسب معيارية)، وأيضا من رسومات الصناديق ورسومات الجذع والورقة والرسومات النقطية. وفي رسومات الرواسب المعيارية، فإن القاصيات هي نقاط تقع بعيدا عن مواطن انتشار بقية الرواسب وربما كان ذلك بأربعة انحرافات معيارية أو أكثر عن الصفر. ويقدم رسم الراسب في شكل (٤-٦) روااسب معيارية ويتضمن قاصية واحدة، أحيطت بدائرة. لاحظ أن هذا الراسب يمثل مشاهدة تبتعد عن القيمة التوفيقية بستة انحرافات معيارية تقريبا.

ويمكن أن تخلق القاصيات صعوبة كبيرة، وعندما تواجهنا واحدة، فاشتباهنا الأول هو أن هذه المشاهدة نتجت عن غلطة ما أو عن تأثير خارجي وبالتالي ينبغي استبعادها. وأحد الأسباب الرئيسة لاستبعادها هو أنه تحت طريقة المربعات الدنيا، قد ينسحب التوفيق بصورة غير عادية في اتجاه المشاهدة القاصية ذلك لأننا نريد جعل مربعات الانحرافات أقل ما يمكن وقد يسبب هذا توفيقا مضللا، إذا كانت المشاهدة القاصية ناتجة حقا عن غلطة أو عن سبب خارجي. وعلى الوجه الآخر، قد نبلغنا القاصيات معلومات ذات مغزى، كالحالة التي تقع فيها القاصية بسبب وجود تفاعل

مع متغير مستقل آخر حُذف من النموذج، وكثيراً ما تُقترح قاعدة مأمونة تقضي باستبعاد قاصية فقط عند وجود دليل مباشر على أنها تمثل خطأً في التسجيل أو في الحساب، أو سوء استخدام المعدات، أو ظروفًا مشابهة.

شكل (٤-٦) رسم راسب مع قاصية

الراسب المعياري

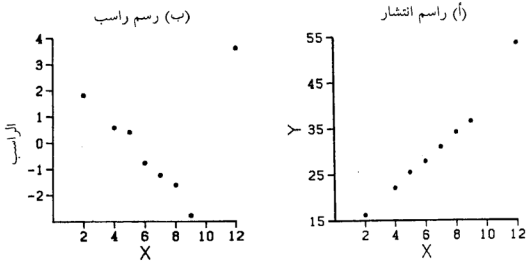


ملاحظة

عند توفيق نموذج الانحدار خطي لمجموعة بيانات بعدد قليل من المشاهدات فيها مشاهدة قاصية فقد تشوّه المشاهدة القاصية الانحدار التوفيقى إلى حد يقترح فيه رسم الراسب نقصاً في توفيق نموذج الانحدار الخطي بالإضافة إلى أنه يشير بوضوح إلى وجود القاصية. ويوضح الشكل (٤-٧) هذه الحالة ويقدم رسم الانتشار في الشكل (٤-٧) حالة تقع فيها جميع المشاهدات ماعدا القاصية حول علاقة إحصائية على شكل خط مستقيم. وعند توفيق دالة انحدار خطية لهذه البيانات، تسبب القاصية إزاحة واضحة في خط الانحدار التوفيقى تقود إلى غلط منتظم من الانحرافات للملاحظات الأخرى عن الخط

التوفيقى، كما يوضح رسم الراسب في الشكل (٤-٧) ب.

شكل (٤-٧) تشوه في الرواسب سببه تأثير قاسية وذلك عندما تتبع البيانات الباقية المنحاراً خطياً



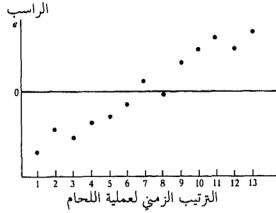
عدم استقلال حدود الخطأ

عند الحصول على بيانات وفق تتابع زمني فمن المفيد القيام برسم زمني للرواسب. والغرض من رسم الرواسب مقابل الزمن هو رؤية ما إذا كان يوجد أي ارتباط بين حدود الخطأ مع مضي الزمن. ويحوي الشكل (٤-٨) رسماً زمنياً للرواسب في تجربة لدراسة العلاقة بين قطر قطعة ملحومة X وقوة اللحام Y . ويبرز ارتباط واضح بين حدود الخطأ. وتترافق الرواسب السالبة بصورة رئيسة مع المحاولات الأولى والرواسب الموجبة مع المحاولات الأخيرة. وعلى ما يبدو هناك بعض التأثير المرتبط بالزمن، إذ تزداد خبرة عامل اللحام أو تطرأ تغيرات تدريجية في معدات اللحام، لذا تنحو قوة اللحام إلى أن تكون أكبر في اللحامات المتأخرة بسبب هذا التأثير.

وقدّم في الشكل (٤-٤) د رسم راسب نموذجي يوضح تأثيراً يعود إلى الزمن وهو يصور تأثيراً يعود إلى الزمن كما في مثال اللحام. ومن المفيد، أحياناً، النظر إلى مسألة

عدم استقلال حدود الخطأ كمسألة حذفنا فيها متغيرا مهما من النموذج (متغير الزمن في حالتنا هنا) وسنناقش هذا النوع من المسائل قريبا.

شكل (٤ - ٨) رسم راسب زمني يوضح عدم استقلال حدود الخطأ - مثال اللحام



عندما تكون حدود الخطأ مستقلة، نتوقع تذبذب الرواسب بشكل أو بآخر تذبذبا عشوائيا حول خط الأساس 0: مثل الانتشار المبين في الشكل (٤-٢) ب لمثال شركة وستوود. ويتخذ نقص العشوائية شكل زيادة حادة في تذبذب النقاط حول الخط الصفري، أو شكل تذبذب ضعيف جدا حوله. وفي التطبيقات لا نهتم كثيرا بالحالة الأولى لأنها لا تظهر كثيرا. وعلى النقيض، فإن التذبذب الضعيف متواتر الحدوث، كما في مثال اللحام في الشكل (٤-٨).

ملاحظة

عند رسم الرواسب مقابل X ، كما في شكل (٤-٣) ب قد لا يبدو الانتشار عشوائيا. وفي هذا الرسم، قد لا تكون المسألة الأساسية، على أي حال، هي ضعف استقلالية حدود الخطأ وإنما ضعف توفيق دالة الانحدار. وهذه هي، في الحقيقة، الحالة التي يصورها رسم الانتشار في الشكل (٤-٣) أ.

لاطبيعية حدود الخطأ

كما لاحظنا سابقا، لا تسبب الانحرافات الطفيفة عن الطبيعية مشاكل جدية.

ومن جهة أخرى، ينبغي أن تكون الانحرافات الكبيرة موضع الاهتمام، ويمكن دراسة طبيعية حدود الخطأ دراسة غير رسمية، وذلك بفحص الرواسب مستخدمين تشكيلة من الطرق البيانية.

رسومات توزيع. رسم الصندوق مفيد للحصول على معلومات ملخصة عن تناظر الرواسب وعن قاصيات محتملة. ويحوي الشكل (٤-٢) جد رسم الصندوق للرواسب في مثال شركة وستود. ولا يقترح هذا الرسم وجود انحرافات كبيرة عن الطبيعية. ويمكن إقامة مدرج تكراري أو رسم نقطي أو رسم جذع وورقة للرواسب وذلك لرؤية ما إذا كانت هذه الرسومات تشير إلى انحرافات كبيرة عن الطبيعية. وعلى أي حال، ينبغي أن يكون عدد المشاهدات في دراسة الانحدار كبيراً نسبياً كي يمكن لأي من هذه الرسومات أن يقدم معلومات موثوقة عن شكل توزيع حدود الخطأ.

مقارنة التكرارات. والإمكانية الأخرى هي مقارنة التكرارات الفعلية للرواسب مع التكرارات المتوقعة تحت الطبيعة، فمثلاً، إذا كان عدد المشاهدات في دراسة الانحدار كبيراً إلى حد ما، فيمكن تحديد ما إذا كان حوالي 68 بالمائة من الرواسب المعيارية e_i/\sqrt{MSE} ، مثلاً، واقعا بين 1 و 1 أو ما يقارب من 90 بالمائة من الرواسب المعيارية واقعا بين 1.645 و 1.645. وإذا كان حجم العينة صغيراً، فيمكن استخدام قيمة t المقابلة للمقارنة.

ولتوضيح هذه الطريقة، نعتبر مرة أخرى مثال النقل في الجدول (٤-١). إذ يحوي العمود رقم (٥) الرواسب المعيارية التي حصلنا عليها بتقسيم كل راسب في العمود (٤) على $\sqrt{0.756} = \sqrt{MSE}$. وبما أن n صغيرة فسوف نستخدم للمقارنة توزيع t بـ $6 = 8 - 2 = n - 2$ درجات حرية. والمئين الـ 95 لهذا التوزيع هو 1.943 من جدول (أ٢)، وهكذا نتوقع تحت الطبيعية أن يقع حوالي 90 بالمائة من الرواسب المعيارية بين 1.943 و 1.943. وهنا، تقع كل الرواسب المعيارية الثمانية ضمن هذين الحدين. وبالمثل نتوقع تحت الطبيعية، أن يقع حوالي 60 بالمائة من الرواسب المعيارية بين

0.906- و 0.906. والنسبة الفعلية هنا هي 62.5 بالمائة. وهكذا تتسق التكرارات الفعلية هنا مع تلك المتوقعة تحت الطبيعية اتساقا معقولا.

رسم الاحتمال الطبيعي. والإمكانية الأخرى أيضا، هي إعداد رسم طبيعي للرواسب، فنرسم هنا كل راسب مقابل قيمته المتوقعة عندما يكون التوزيع طبيعيا. والرسم الذي يكون خطيا تقريبا يقترح اتفاقا مع الطبيعية، بينما يقترح الرسم الذي ينحرف بصورة ملموسة عن الخطية أن توزيع الخطأ ليس طبيعيا.

ويحوي العمود ١ من الجدول (٤-٢) الرواسب لمثال شركة وستود وبتريتب تصاعدي (من جدول ٢-٣). ولإيجاد القيم المتوقعة للرواسب المرتبة تحت الطبيعية، نستخدم الحقائق التالية: (١) القيم المتوقعة لحدود الخطأ لنموذج الانحدار (3.1) هي صفر، و (٢) الانحراف المعياري لحدود الخطأ يقدر بـ \sqrt{MSE} . وتبين نظرية الإحصاء أنه في حالة متغير عشوائي طبيعي متوسطة 0 وانحرافه المعياري مقدار بـ \sqrt{MSE} ، يكون التقريب التالي:

$$MSE \left[z \left(\frac{i-0.375}{n+0.25} \right) \right] \quad (4.6)$$

تقريبا جيدا للقيمة المتوقعة للملاحظة الأصغر الـ i من عينة عشوائية حجمها n ، حيث يرمز $z(A)$ كالعادة، للمئين 100(A) للتوزيع الطبيعي المعياري.

باستخدام هذا التقريب، دعنا نحسب القيم المتوقعة تحت الطبيعية للرواسب المرتبة

لمثال شركة وستود. فقد وجدنا سابقا (جدول ٣-٣) أن $MSE = 7.5$.

ومن أجل أصغر راسب، لدينا $i = 1$. وبالتالي:

$$(i-0.375) / (n+0.25) = (1-0.375) / (10+0.25) = 0.061$$

والقيمة المتوقعة لأصغر راسب تحت الطبيعية هي:

$$\sqrt{7.5} [z(0.061)] = \sqrt{7.5} (-1.55) = -4.24$$

وبالمثل، نحصل على القيمة المتوقعة، تحت الطبيعية، لثاني أصغر راسب، بأن

نحسب من أجل $i = 2$ ، $1.59 = (2-0.375)/(10+0.25) = (i-0.375)/(n+0.25)$ وبالتالي:

جدول (٢-٤) الرواسب والقيم المتوقعة تحت الطبيعية لمثال شركة وستود.

ترتيب تصاعدي i	(١) الرواسب مرتبة e_i	(٢) القيمة المتوقعة تحت الطبيعية
1	-3.0	-4.24
2	-2.0	-2.74
3	-2.0	-1.79
4	-2.0	-1.02
5	-1.0	-0.33
6	0.0	0.33
7	0.0	1.02
8	2.0	1.79
9	3.0	2.74
10	5.0	4.24

$$\sqrt{7.5}[z(159)] = \sqrt{7.5}(-1.00) = -2.74$$

وكنتيجة لتناظر التوزيع الاحتمالي الطبيعي، فإن القيمتين المتوقعتين لأكبر وثنائي أكبر راسب هما 4.24 و 2.74 ، على الترتيب.

ويحوي العمود ٢ من الجدول (٢-٤) كل القيم العشر المتوقعة تحت فرضية الطبيعية. ويقدم الشكل (٢-٤) د رسم الرواسب مقابل قيمها المتوقعة تحت الطبيعية. ونلاحظ أن النقاط في الشكل (٢-٤) د تقرب اقترابا معقولا من خط مستقيم، مما يشير إلى أن توزيع حدود الخطأ لا ينحرف انحرافا جوهريا عن التوزيع الطبيعي. وتعود الدرجات في الرسم في الشكل (٢-٤) د إلى الطبيعة التقريبية للبيانات في مثال شركة وستود. ويقدم العديد من حزم الحاسب الآلي رسوم احتمال طبيعية وفقا لاختيار مستخدميها. وتستخدم بعض هذه الرسومات الرواسب المعيارية ولكن هذا لا يؤثر في الطبيعة الأساسية للرسم.

وبالإضافة إلى تقويم التقريب الخطي للنقاط المرسومة في رسم احتمال طبيعي بالعين المجردة، يمكن كذلك حساب معامل الارتباط (3.73) بين الرواسب وقيمها المتوقعة تحت فرض الطبيعية، والقيم العالية لمعامل الارتباط مؤشر للطبيعية. ويحوي

الجدول (٣-٤) قيما حرجة (مئينات) لتوزيع معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية، أي عندما تكون حدود الخطأ متوزعة طبيعياً، وذلك من أجل أحجام مختلفة للعينة. وعند قيمة α ، إذا كانت القيمة الملحوظة لمعامل الارتباط لا تقل عن القيمة المبينة في الجدول فيمكن أن نستنتج أن فرض التوزيع الطبيعي كتوزيع لحدود الخطأ هو فرض معقول. وفي مثال شركة وستود في الجدول (٣-٤)، وجدنا معامل الارتباط 0.955 وتقييد المخاطرة α عند 0.05 نشاهد من الجدول (٣-٤) أن القيمة المقابلة لـ $n = 10$ هي 0.918. وحيث إن المعامل الملحوظ يتخطى هذا المستوى، فهناك ما يدعم استنتاجنا السابق بأن توزيع حدود الخطأ لا تحيد كثيراً عن التوزيع الطبيعي.

ويتضمن الشكل (٩-٤) رسم احتمال طبيعي في دراسة انحدار تتبع حدود الخطأ فيها توزيعاً ملتبواً بحدّة : وهذا الرسم ناتج عن استخدام خزمة مئينيات الإحصائية (مرجع 4.2). لاحظ الانحراف الكبير عن الوضع الخطّي للنقاط في شكل (٩-٤). ومعامل الارتباط بين الـ 14 راسباً المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية هو 0.88 فقط، وهو يشير كذلك إلى انحراف عن التوزيع الطبيعي لأن القيمة الحرجة من أجل $\alpha = 0.05$ و $n = 14$ ، طبقاً للجدول (٣-٤)، أكبر من 0.92.

جدول (٣-٤) قيم حرجة لمعامل الارتباط بين رواسب مرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية وذلك عندما يكون توزيع حدود الخطأ طبيعياً.

مستوى المعنوية α			n
0.01	0.05	0.10	
.826	.880	.903	5
.879	.918	.934	10
.910	.939	.951	15
.926	.951	.960	20
.939	.959	.966	25
.947	.964	.971	30
.959	.972	.977	40
.966	.977	.981	50
.976	.984	.987	75
.982	.989	.989	100

المصدر: Reprinted, with permission, from S.W. Looney and T.R. Guldedge, Jr., "Use of the Correlation Coefficient with Normal Probability Plots", *The American Statistician*

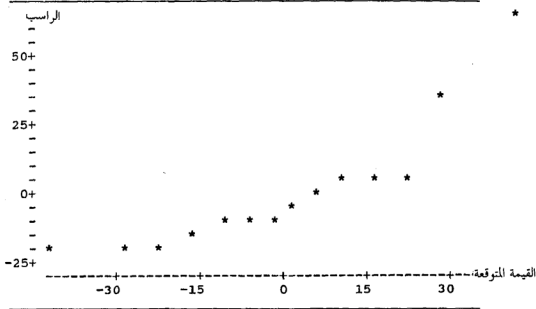
39 (1985), pp. 75-79.

ملاحظة

التحليل المتعلق بانحرافات النموذج عن الطبيعية، هو من عدة وجوه، أكثر صعوبة من ذلك المتعلق بأنواع أخرى من الانحرافات. ففي المقام الأول يمكن أن يكون التغير العشوائي مصدر أذى، خصوصا عند دراسة طبيعة توزيع احتمالي، ما لم يكن حجم العينة كبيرا تماما. والأكثر سوءا أن أنواع الانحرافات الأخرى تستطيع بالفعل التأثير في

شكل (٩-٤) مثال رسم احتمال طبيعي عندما يكون توزيع حدود الخطأ ملتويا بمدة

(مراجع 4.2، مينتاب)



توزيع الرواسب. فمثلا، قد تبدو الرواسب غير متوزعة طبيعيا لأن دالة الانحدار المستخدمة غير مناسبة، أو لأن تباین الخطأ غير ثابت، وبالتالي فإن تقصي هذه الأنواع الأخرى من الانحرافات أولا، قبل الاهتمام بطبيعية حدود الخطأ، هو، في العادة، استراتيجية جيد.

حذف متغيرات مستقلة مهمة

ينبغي أيضا رسم الرواسب مقابل المتغيرات المحذوفة من النموذج والتي يمكن أن يكون لها تأثيرات مهمة على الاستجابة، وذلك عند توافر البيانات. ومتغير الزمن المذكور سابقا في تطبيق اللحام مثال على ذلك، وغرض هذا التحليل الإضافي هو

تحديد ما إذا كانت هناك أية متغيرات مستقلة رئيسة أخرى يمكن أن تمنح النموذج قوة مهمة في مجال الوصف والتنبؤ.

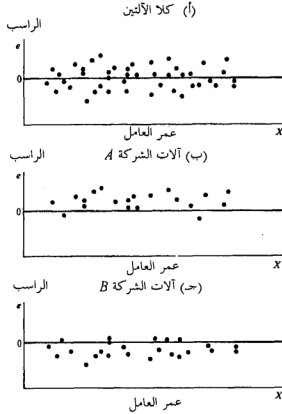
وكمثال آخر، في دراسة للتنبؤ بإنتاجية عامل وفقاً لمعدل القطع التي ينتجها في عملية تجميعية، دُرست العلاقة بين إنتاجية العامل Y وعمره X وذلك في عينة من العمال. ورسم الرواسب مقابل X مبين في الشكل (١٠-٤) أ، وهو يشير إلى أنه لا أساس للشك في صلاحية خطية دالة الانحدار أو ثبات تباين الخطأ.

والآلات المستخدمة في عملية التجميع هي من إنتاج شركتين (A و B). وقد رسمت الرواسب مقابل X حسب نوع الآلة المستخدمة وهي معروضة في الشكلين (١٠-٤) ب و (١٠-٤) ج. لاحظ أن الرواسب للآلات المصنوعة في الشركة A تنحو إلى أن تكون موجبة، في حين تنحو تلك الخاصة بآلات مصنوعة في الشركة B إلى أن تكون سالبة. وهكذا، يبدو أن نوع الآلة تأثيراً مؤكداً في الإنتاجية، وقد تتمحض تنبؤات الإنتاجية عن كونها أفضل بكثير عند إضافة هذا المتغير المستقل إلى النموذج. وفي حين يعالج هذا المثال متغيراً تصنيفياً (نوع الآلة) فإن تحليل الراسب لمتغير كمي إضافي هو تحليل مشابه تماماً. ورُسم الرواسب ببساطة مقابل المتغيرات العشوائية الإضافية ثم ننظر فيما إذا كانت الرواسب تنحو إلى التغير بصورة نمطية مع مستوى المتغير المستقل الإضافي أم لا.

ملاحظة

لا نقول أن النموذج الأصلي "خطأ" عندما يكون من الممكن تحسينه بصورة ملموسة بإضافة متغير مستقل أو أكثر. وفي حالات من عالم الواقع لا يمكن أن يظهر في نموذج الانحدار إلا قليل من العوامل المؤثرة في متغير تابع Y . ولذلك فإن الغرض الرئيس لتحليل الراسب في مجال تحديد متغيرات مستقلة أخرى مهمة هو اختبار كفاية النموذج والنظر في ما إذا كان يمكن تحسينه بصورة ملموسة بإضافة متغير مستقل أو عدد قليل من المتغيرات المستقلة.

شكل (٤-١٠) رسومات واسب لكشف إمكانية غياب متغير مستقل مهم - مثال الإنتاجية.



بعض التعليقات الختامية

١- ناقشنا انحرافات النموذج كلا على حدة. وفي الواقع العملي، قد يقع عديد من الانحرافات معا. فمثلا، قد تكون دالة الانحدار الخطية توفيقا فاشلا للبيانات وقد لا يكون تباين حدود الخطأ ثابتا. وفي حالات كهذه يمكن أن تبقى الأنماط النموذجية في الشكل (٤-٤) مفيدة، إلا أنها قد تحتاج إلى خلطها في أنماط مركبة.

٢- في حين أن التحليل البياني للرواسب هو مجرد طريقة تحليل غير رسمية، إلا أنها في كثير من الحالات تكفي للتحقق من صلاحية النموذج.

٣- لا ينحصر تطبيق الطريقة الأساسية لتحليل الرواسب في نموذج الانحدار الخطي البسيط ولكنه ينطبق أيضا على انحدار أكثر تعقيدا وعلى أنواع أخرى من النماذج الإحصائية.

٤- يمكن القيام بمعظم العمل الروتيني في تحليل الرواسب باستخدام الحاسب الآلي. وتقدم معظم برامج الانحدار، تقريبا، القيم التوفيقية والرواسب المقابلة، وتتوافر عموما روتينات يمكن بواسطتها الحصول على أنواع مختلفة من رسومات الراسب.

(٤ - ٤) نظرة إجمالية لاختبارات تتعلق بالرواسب

التحليل البياني للرواسب هو في الأصل تحليل ذاتي. ومع ذلك فإن التحليل الذاتي لأنواع من رسومات الرواسب ذات الصلة ببعضها البعض يكشف عن صعوبات في النموذج بصورة أكثر وضوحا من اختبارات رسمية معينة. ولكن هناك مناسبات، على أي حال، نرغب فيها وضع تساؤلات محددة موضع الاختبار. وسنعرض الآن باختصار بعض الاختبارات ذات العلاقة، ونتابع بالتفصيل اختبارا من نوع جديد.

وتتطلب معظم الاختبارات الإحصائية مشاهدات مستقلة. إلا أن الرواسب كما رأينا، غير مستقلة. ولحسن الحظ، فإن عدم الاستقلالية تصبح ضعيفة في العينات الكبيرة مما يسمح عادة بتجاهلها.

اختبارات العشوائية

كثيرا ما يُستخدم اختبار الأشواط لاختبار نقص العشوائية في راسب مرتبة زمنيا. واختبار آخر مصمم خصيصا لنقص العشوائية في راسب المربعات الدنيا هو اختبار درين - واطسون (*Durbin - Watson*) ويُناقش هذا الاختبار في الفصل الثالث عشر.

اختبارات ثبات التباين

عندما يُعطي رسم راسب الانطباع بأن التباين قد يكون متزايدا أو متناقصا بصورة نمطية، بالنسبة لـ X أو لـ $E\{Y\}$ ، فهناك اختبار بسيط ينشأ عن توفيق ذاتي انحدر لكل من نصفي المشاهدات مرتبة وفق مستوى X ثم حساب متوسطي مربعات الخطأ لكل منها، ثم اختبار تساوي تبايني الخطأ باستخدام الاختبار F . واختبار بسيط

آخر هو بواسطة ارتباط الرتب بين القيمة المطلقة للراسب وقيمة المتغير المستقل.

اختبارات للقاصيات

ينطوي اختبار بسيط يتعلق بمشاهدة قاصية على توفيق خط الانحدار جديد للملاحظات الـ $n-1$ الأخرى. والآن يمكن اعتبار المشاهدة المشبوهة والتي لم تُستخدم في توفيق الخط الجديد كمشاهدة جديدة، ويمكن في حالة n من المشاهدات نحصل بالمصادفة على انحراف عن خط الانحدار التوفيقي في حجم انحراف المشاهدة القاصية. وإذا كان الاحتمال صغيراً بما فيه الكفاية، فيمكن رفض القاصية واعتبارها لم تأت من ذات المجموع الذي جاءت منه المشاهدات الأخرى الـ $n-1$ ، وفيما عدا ذلك نحفظ بالقاصية. وطُورت اختبارات عديدة أخرى للمساعدة في تقييم المشاهدات القاصية. وقد نوّشت هذه الاختبارات في مراجع متخصصة مثل المرجع [4.3] وفي المجالات الإحصائية.

اختبارات للطبيعية

يمكن استخدام اختبارات جودة التوفيق لاختبار طبيعية حدود الخطأ. فمثلاً يمكن استخدام اختبار مربع كاي أو اختبار كولموجوروف - سميتر نوف *Kolmogorov* و *Simirnov* وتعديله اختبار ليليفورز *Lilliefors* لاختبار طبيعية حدود الخطأ بواسطة تحليل الرواسب.

ملاحظة

اختبار الأشواط، واختبارات ارتباط الرتب وجودة التوفيق هي طرق إحصائية شائعة الاستخدام ومدرسة في العديد من كتب الإحصاء المدرسية الأساسية.

(٤ - ٥) اختبار F لنقص التوفيق

ونابع الآن اختباراً رسمياً لتحديد ما إذا كانت دالة الانحدار محددة تتوافق بصورة طيبة مع البيانات. ونوضّح هذا الاختبار الذي يهدف إلى التحقق مما إذا كانت دالة الانحدار خطية توفيقاً جيداً للبيانات.

الفرضيات

يفترض اختبار نقص التوفيق أن المشاهدات Y المقابلة لـ X معطاة هي: (١)

مستقلة، (٢) متوزعة طبيعياً، وأن (٣) لتوزيعات الـ Y التباين σ^2 نفسه.
وكذلك يتطلب اختبار نقص التوفيق تعدد المشاهدات عند مستوى واحد أو أكثر لـ X . وفي البيانات غير التجريبية، يمكن أن تحدث هذه بالمصادفة، كما في دراسة الإنتاجية التي تربط بين إنتاجية العمال وأعمارهم، ويتفق أن تتضمن الدراسة العديد من العمال في العمر نفسه. أما في تجربة فيمكن التأكد عن طريق التصميم من وجود مشاهدات معادة. فمثلاً في تجربة على تأثير حجم عمولة البائع على المبيعات يمكن تقديم عمولة من حجم معين لثلاثة بائعين وذلك، لكل من ستة حجومات للعمولة ثم تُلاحظ مبيعاتهم.

تسمى إعادة المحاولات عند المستوى نفسه للمتغير المستقل، من النوع الذي وصفناه، تكرارات، وتُسمى المشاهدات الناتجة متكررات.

مثال

في تجربة تتضمن 12 من المكاتب الفرعية لمصرف تجاري، متشابهة ولكنها متفرقة في الضواحي، عُرضت هدايا على أصحاب الحسابات الجارية في المكاتب لكي يفتحوا حسابات توفير. وينبغي للإيداع الأول في حساب التوفير الجديد أن يتجاوز حداً أدنى محدداً للحصول على الهدية. وتتناسب قيمة الهدية مباشرة مع الحد الأدنى للإيداع. واستخدمت مستويات متقدمة للإيداع الأدنى وقيمة الهدية المرتبطة به في التجربة للتحقق من العلاقة بين الإيداع الأدنى المحدد وقيمة الهدية من جهة وعدد الحسابات المفتوحة في المكتب من جهة أخرى، وبالإجمال، استخدمت ستة مستويات من الإيداعات الدنيا وقيم الهدايا المناسبة معها، وخصص مكتبان فرعيان عشوائياً لكل مستوى، وقد شبّ حريق في أحد المكاتب خلال فترة الاختبار وأسقط من الدراسة، ويحوي جدول (٤-٤) النتائج حيث X قيمة الإيداع الأدنى و Y عدد حسابات التوفير الجديدة التي افتتحت والموهلة للهدية خلال فترة الاختبار.

وفت دالة التحذار **خطية** بالطريقة المعتادة : وهي (الحسابات غير موضحة).

$$\hat{Y} = 50.72251 + 0.48670X$$

جدول (٤ - ٤). بيانات لمثال البنك

الفرع i	حجم الإيداع الأدنى (بالدولار) X_i	عدد الحسابات الجديدة Y_i	الفرع i	حجم الإيداع الأدنى (بالدولار) X_i	عدد الحسابات الجديدة Y_i
1	125	160	7	75	42
2	100	112	8	175	124
3	200	124	9	125	150
4	75	28	10	200	104
5	150	152	11	100	136
6	175	156			

وتم كذلك الحصول على جدول تحليل التباين وهو معروض في الجدول (٤-٥)١. ويبين الشكل (٤-١١) رسم انتشار مع خط الانحدار التوفيقي. كانت المؤشرات قوية إلى أن دالة الانحدار الخطية غير مناسبة. ولاختيار هذا رسمياً، سوف نستخدم أسلوب الاختبار الخطي العام الموصوف في الفقرة (٣-٩).

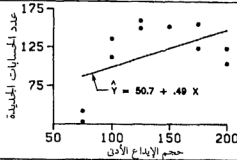
جدول (٤ - ٥) جدول تباين لمثال المصرف

مصدر التغير	SS	df	MS
الانحدار	$SSR = 5,141.3$	1	$MSR = 5,141.3$
الخطأ	$SSE = 14,741.6$	9	$MSE = 1,638.0$
المجموع	$SSTO = 9,882.9$	10	

رموز

نحتاج إلى تعديل رموزنا لتمييز وجود تكرارات عند بعض مستويات X . ويقدم الجدول (٤-٦) البيانات نفسها كما في الجدول (٤-٤) ولكن بترتيب يميز التكرارات وسوف نشير إلى مستويات X المختلفة في الدراسة سواء وجدت مشاهدات متكررة أم

شكل (٤ - ١١) رسم انتشار مع خط الانحدار التوافقي



لا، X_1, X_2, \dots, X_6 . وفي مثال المصرف $c = 6$ ، حيث يوجد في الدراسة ستة مستويات لحجم الإيداع الأدنى، وفي خمسة منها توجد مشاهدتان، ولواحدة توجد مشاهدة واحدة. وسوف نجعل $X_1 = 75$ (أصغر مستوى إيداع أدنى)، $X_2 = 100, \dots, X_6 = 200$. إضافة إلى أننا سنرمز لعدد التكرارات عند المستوى j من مستويات X بـ n_j في مثالنا $n_1 = n_2 = n_3 = n_4 = n_5 = n_6 = 2$ و $n_4 = 1$. وهكذا يكون العدد الكلي للملاحظات n معطى بالعلاقة:

$$n = \sum_{j=1}^c n_j \quad (4.7)$$

وسنرمز للقيمة الملحوظة للمتغير التابع من أجل التكرار i عند المستوى j لـ X

بـ Y_{ij} حيث $n_j, i = 1, \dots, c, j = 1, \dots, z$. وفي مثال المصرف (جدول ٤-٦) لدينا:

$Y_{12} = 112, Y_{21} = 42, Y_{11} = 28$ وهكذا، وأخيراً سوف نشير إلى متوسط مشاهدات

Y عند المستوى $X = X_j$ بـ \bar{Y}_j . وهكذا $\bar{Y}_1 = \frac{28+42}{2} = 35$ و $\bar{Y}_4 = 152/1 = 152$.

جدول (٤ - ٦) بيانات مثال المصرف، مصنفة وفقاً لرقم التكرار والإيداع الأدنى.

حجم الإيداع الأدنى (بالدولار)						التكرار
$j = 6$ $X_6 = 200$	$j = 5$ $X_5 = 175$	$j = 4$ $X_4 = 150$	$j = 3$ $X_3 = 125$	$j = 2$ $X_2 = 100$	$j = 1$ $X_1 = 75$	
124	156	152	160	112	28	$i = 1$
104	124		150	136	42	$i = 2$
114	140	152	155	124	35	\bar{Y}_j المتوسط

نموذج تام

يبدأ الاختبار الخطّي العام بتحديد النموذج التام. ويقوم النموذج التام المستخدم لاختبار نقص التوفيق على فرضيات نموذج الانحدار الخطّي البسيط (3.1) نفسها، باستثناء افتراض علاقة انحدار خطيّة، وهي موضع الاختبار. وهذا النموذج التام هو:

$$Y_{ij} = \mu_j + \varepsilon_{ij} \quad (4.8)$$

حيث μ_j معالم $c, j = 1, \dots, c$

ε_{ij} مستقلة و $N(0, \sigma^2)$

وبما أن توقع حدود الخطأ يساوي الصفر، فنستنتج:

$$E\{Y_{ij}\} = \mu_j \quad (4.9)$$

وهكذا فإن المعلمة μ_j ($j = 1, \dots, c$) هي متوسط الاستجابة عند $X = X_j$.

ويشابه النموذج التام (4.8) نموذج الانحدار (3.1) بالتصريح بأن كل استجابة لها تتكون من مركبتين متوسط الاستجابة عند $X = X_j$ وحد خطأ عشوائي. والاختلاف بين النموذجين هو أنه في النموذج التام (4.8) لا توجد قيود على المتوسطات μ_j ، بينما ترتبط متوسطات الاستجابة في نموذج الانحدار (3.1)، ارتباطاً خطياً بـ X (أي $E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X$).

ولتوفيق النموذج التام للبيانات، نحتاج إلى مقدرات المربعات الدنيا للمعلم μ_j . يمكن إثبات أن مقدرات المربعات الدنيا لـ μ_j هي ببساطة متوسطات العينة \bar{Y}_j .

$$\hat{\mu}_j = \bar{Y}_j \quad (4.10)$$

وهكذا فإن القيمة المتوقعة المقدرة للمشاهدة Y_{ij} هي \bar{Y}_j وبمجموع مربعات الخطأ للنموذج التام هو تبعاً لذلك:

$$SSE(F) = \sum_j \sum_i (Y_{ij} - \bar{Y}_j)^2 = SSPE \quad (4.11)$$

وفي سياق اختبار نقص التوفيق، يسمى مجموع مربعات الخطأ للنموذج التام بمجموع مربعات الخطأ البحث ويشار له بـ $SSPE$.

ونلاحظ أن $SSPE$ يتكون من مجموع مربعات الانحرافات عند كل مستوى X . وعند المستوى $X = X_j$ يكون هذا المجموع للانحرافات المربعة:

$$\sum_j (Y_{ij} - \bar{Y}_j)^2 \quad (4.12)$$

ومن ثم تُضاف مجموعات المربعات هذه فوق جميع مستويات X ($j=1, \dots, c$) وفي مثال المصرف، لدينا:

$$\begin{aligned} SSPE = & (28-35)^2 + (42-35)^2 + (112-124)^2 + (136-124)^2 \\ & + (160-155)^2 + (150-155)^2 + (152-152)^2 \\ & + (156-140)^2 + (124-140)^2 + (124-114)^2 \\ & + (104-114)^2 = 1,148 \end{aligned}$$

ونلاحظ أن أي مستوى X لا يوجد عنده تكرارات لا يساهم في $SSPE$ لأن $\bar{Y}_j = Y_{ij}$ عندئذٍ. وهكذا فإن $(152 - 152)^2 = 0$ من أجل $j=4$ في مثال المصرف.

ويمكن إيجاد درجات الحرية الموافقة لـ $SSPE$ بمعرفة أن مجموع الانحرافات المربعة (4.12) عند أي مستوى معطى X ، مثله مثل مجموع مربعات كلي عادي مبني على n مشاهدة، إذ يوافق عندئذٍ $n-1$ درجة حرية. وهنا، يوجد n_j مشاهدة عندما $X_j = X$ وبالتالي فإن درجات الحرية الموافقة هي $n_j - 1$. وكما أن $SSPE$ هو مجموع مجاميع المربعات (4.12)، فإن عدد درجات الحرية الموافقة لـ $SSPE$ هو مجموع درجات الحرية لكل من المركبات.

$$df_F = \sum_j (n_j - 1) = \sum_j n_j - c = n - c \quad (4.13)$$

وفي مثال المصرف، لدينا $df_F = 11 - 6 = 5$. لاحظ أن أي مستوى X بدون تكرارات لا يساهم في df_F لأن $n_j - 1 = 1 - 1 = 0$ وعلى غرار ذلك فإن مثل هذا المستوى X ليس له أي مساهمة في $SSPE$.

فؤخذ مخفض

وتتطلب طريقة الاختبار الخطي العام بعد ذلك اعتبار النموذج المخفض تحت H_0 . ولاختبار صلاحية علاقة الانحدار الخطي يكون البديلان:

$$\begin{aligned} H_0: E\{Y\} &= \beta_0 + \beta_1 X \\ H_a: E\{Y\} &\neq \beta_0 + \beta_1 X \end{aligned} \quad (4.14)$$

وهكذا، تفترض H_0 أن μ_j في النموذج التام (4.8) مرتبطة خطياً مع X :

$$\mu_j = \beta_0 + \beta_1 X_j$$

ولذلك يكون النموذج المخفض:

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X_j + \varepsilon_{ij} \quad (4.15)$$

ونلاحظ أن النموذج المخفض هو نموذج الانحدار الخطي البسيط المعتاد (3.1) بأدلة معدلة تتميز وجود تكرارات. ونعلم أن القيم المتوقعة المقدرة للمشاهدة Y_{ij} تبعا لنموذج الانحدار (3.1) هي القيمة التوفيقية \hat{Y}_{ij} .

$$\hat{Y}_{ij} = b_0 + b_1 X_j \quad (4.16)$$

وبالتالي فإن مجموع مربعات الخطأ للنموذج المخفض هو مجموع مربعات الخطأ

المعتاد SSE :

$$SSE(R) = \sum \sum [Y_{ij} - (b_0 + b_1 X_j)]^2 \quad (4.17)$$

$$= \sum \sum (Y_{ij} - \hat{Y}_{ij})^2 = SSE$$

وكذلك نعلم أن درجات الحرية المرتبطة مع $SSE(R)$ هي:

$$df_R = n - 2$$

وفي مثال المصرف لدينا من جدول (٤-٥):

$$SSE(R) = SSE = 14,741.6$$

$$df_R = 9$$

إحصاءة اختبار

إحصاءة الاختبار الخطي العام (3.69) هي:

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{df_R - df_F} \div \frac{SSE(F)}{df_F}$$

وهنا تصبح:

$$F^* = \frac{SSE - SSPE}{(n-2) - (n-c)} \div \frac{SSE(F)}{n-c} \quad (4.18)$$

ويسمى الفرق بين مجموعي مربعات الخطأ هنا مجموع مربعات نقص التوفيق ويُشار له

بـ $SSLF$:

$$SSLF = SSE - SSPE \quad (4.19)$$

وبالتالي نستطيع التعبير عن إحصاءة الاختبار كما يلي:

$$F^* = \frac{SSLF}{c-2} + \frac{SSPE}{n-c} \quad (4.20)$$

$$= \frac{MSLF}{MSPE}$$

حيث يشير $MSLF$ إلى متوسط مربعات نقص التوفيق، ويشير $MSPE$ إلى متوسطات مربعات الخطأ البحث.

نعلم أن قيم F^* الكبيرة تقود إلى استنتاج H_0 في الاختبار الخطي العام. وتصبح قاعدة القرار (3.70) هنا:

$$H_0 \text{ استنتج } F^* \leq F(1 - \alpha; c - 2, n - c) \quad (4.21)$$

$$H_a \text{ استنتج } F^* > F(1 - \alpha; c - 2, n - c) \text{ وإذا كانت}$$

وفي مثال البنك يمكن حساب إحصاءة الاختبار بسهولة من نتائجنا السابقة:

$$SSPE = 1,148.0$$

$$SSE = 14,741.6$$

$$n - c = 11 - 6 = 5$$

$$SSLF = 14,741.6 - 1,148.0 = 13,593.6 \quad c - 2 = 6 - 2 = 4$$

$$F^* = \frac{13,593.6}{4} + \frac{1,148.0}{5}$$

$$= \frac{3,398.4}{229.6} = 14.80$$

وإذا اتخذنا مستوى المعنوية 0.01 فنحتاج إلى 11.4 = $F(0.99; 4, 5)$ ، وحيث إن $F^* = 14.80 > 11.4$ ، فنستنتج H_a ، أي أن دالة الانحدار ليست خطية. وهذا بالطبع يتطابق مع انطباعنا بالعين المجردة من الشكل (٤-١١). وليبيان القيمة P - لإحصاءة الاختبار، نلاحظ أن

$$F^* = 14.80 \text{ تقع بين } F(0.99; 4, 5) = 11.4 \text{ و } F(0.955; 4, 5) = 15.6$$

وهكذا ينبغي أن تقع القيمة P - بين 0.005 و 0.01 ويمكن تبين أن القيمة P - هي 0.006.

جدول تخمين

يوضح تعريف مجموع مربعات نقص التوفيق $SSLF$ في (4.19) أننا فكنا مجموع مربعات الخطأ إلى مركبتين:

$$SSE = SSPE + SSLF \quad (4.22)$$

وهذا التفكيك يتبع من المتطابقة:

$$Y_{ij} - \hat{Y}_{ij} = Y_{ij} - \bar{Y}_j + \bar{Y}_j - \hat{Y}_{ij} \quad (4.23)$$

انحراف خطأ انحراف خطأ انحراف نقص
بحت توفيق

وتبين هذه المتطابقة أن انحرافات الخطأ في SSE مكونة من مركبة خطأ بحت ومركبة نقص توفيق. ويوضح شكل (٤-١٢) هذا التحزب للملاحظة $Y_{13} = 160$ و $Y_3 = 125$ في مثال المصرف.

عندما نربع (4.23) ونجمع فوق كل المشاهدات نحصل على (4.22) لأن مجموع الجداءات يساوي صفراً:

$$\sum \sum (Y_{ij} - \hat{Y}_{ij})^2 = \sum \sum (Y_{ij} - \bar{Y}_j)^2 + \sum \sum (\bar{Y}_j - \hat{Y}_{ij})^2 \quad (4.24)$$

$$SSE = SSPE + SSLF$$

لاحظ من (4.24) أنه يمكننا تعريف مجموع مربعات نقص التوفيق مباشرة كما يلي:

$$SSLF = \sum \sum (\bar{Y}_j - \hat{Y}_{ij})^2 \quad (4.25)$$

وتُفسر العلاقة (4.25) بوضوح لماذا يقيس $SSLF$ نقص التوفيق. فإذا كانت دالة الانحدار الخطّي مناسبة فإن المتوسطات \bar{Y}_j ستكون قريبة من القيمة التوفيقية \hat{Y}_{ij} المحسوبة من دالة الانحدار الخطية المقدّرة ويكون $SSLF$ صغيراً. ومن جهة أخرى، إذا كانت دالة الانحدار الخطية غير مناسبة فسوف لا تكون المتوسطات \bar{Y}_j قريبة من القيم التوفيقية المحسوبة من دالة الانحدار الخطية المقدّرة، كما في الشكل (٤-١١) لمثال المصرف، وستكون $SSLF$ كبيرة.

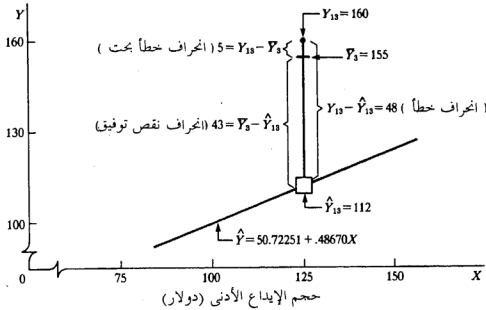
وتشير العلاقة (4.25) أيضاً إلى سبب ارتباط $c - 2$ درجة حرية مع $SSLF$ ، فهناك c

متوسطاً \bar{Y}_j في مجموع المربعات، وتفقّد درجتي حرية، عند تقدير المعلمتين β_0 و β_1 في دالة

الانحدار الخطية للحصول على القيم التوقعية \hat{Y}_{ij} .

شكل (٤-١٧) توضيح لتفكيك انحراف الخطأ $(Y_{ij} - \hat{Y}_{ij})$ - مثال المصرف.

عدد الحسابات
الجديدة



يمكن إقامة جدول تخمين من تفكيك SSE . ويحوي الجدول (٤-٧) جدول التخمين العام، متضمنا تفكيك SSE الموضح آنفا ومتوسط المربعات المعني، ويحوي الجدول (٤-٧) تفكيك التخمين في مثال المصرف.

تعليقات

١- كما هو موضح في مثال المصرف، لا حاجة لتوافر مشاهدات متكررة عند كل مستوى من مستويات X كي نطبق الاختبار F لنقص التوفيق. إذ يكفي تكرار المشاهدات عند مستوى واحد فقط أو عند بعض من مستويات X .

٢- يمكن إثبات أن توقعي متوسطي المربعات $MSPE$ و $MSLF$ هما كما يلي:

$$E\{MSPE\} = \sigma^2 \quad (4.26)$$

$$E\{MSLF\} = \sigma^2 + \frac{\sum n_j [\mu_j - (\beta_0 + \beta_1 X_j)]^2}{c-2} \quad (4.27)$$

وسبب مصطلح "خطأ بحث" هو أن $MSPE$ يشكل دائما مقدرا غير منحاز لتباين حد الخطأ σ^2 ، وذلك أيا كانت دالة الانحدار الحقيقية، والقيمة المتوقعة لـ $MSLF$ هي أيضا σ^2 إذا كانت دالة الانحدار خطية، ذلك لأن $\mu_j = \beta_0 + \beta_1 X_j$ عندئذ، مما يجعل الحد الثاني في (4.27) صفرا. ومن جهة أخرى، إذا لم تكن دالة الانحدار خطية، $\mu_j \neq \beta_0 + \beta_1 X_j$ فإن $E\{MSLF\}$ سيكون أكبر من σ^2 . وهكذا فإن قيمة F^* القريبة من 1 تتفق مع دالة انحدار خطية وتشير قيم F^* الكبيرة إلى أن دالة الانحدار ليست خطية.

٣ - افترض أنه قبل أي تحليل لصلاحية النموذج نرغب في اختبار ما إذا كان $\beta_1 = 0$ أم لا في مثال المصرف (جدول ٤-٥) فستكون إحصاءة الاختبار (3.59):

$$F^* = \frac{MSR}{MSE} = \frac{5,141.3}{1,638.0} = 3.14$$

ومن أجل $\alpha = 0.10$ و $F(0.90; 1, 9) = 3.36$ نستنتج H_0 أي أن $\beta_1 = 0$ أو أنه لا توجد صلة خطية بين حجم الإيداع الأدنى (وقيمة الهدية) وبين الحسابات الجديدة. وعلى أي حال، فإن استنتاج عدم وجود علاقة بين هذه المتغيرات قد لا يكون استنتاجا سليما. فمثل هذا الاستقراء يتطلب كون نموذج الانحدار (3.1) مناسباً. وهنا ليس الأمر كذلك، كما رأينا، لأن دالة الانحدار غير خطية. وفي الحقيقة توجد علاقة (منحنية) بين حجم الإيداع الأدنى وعدد الحسابات الجديدة، واختبار ما إذا كان $\beta_1 = 0$ أم لا تحت هذه الظروف له مضامين مختلفة تماماً. وهذا يوضح أهمية اختبار صلاحية النموذج دائما قبل القيام بمزيد من الاستقراءات.

٤ - يمكن استخدام طريقة الاختبار الخطي العام الموضحة آنفا لاختبار صلاحية دوال انحدار أخرى وليس فقط الخطية البسيطة في (4.14). ونحتاج فقط إلى تعديل درجات حرية $SSLF$. وعموما يرتبط مع $SSLF$ و $c-p$ درجة حرية، حيث p عدد المعالم في دالة الانحدار. وفي اختبار دالة الانحدار خطية بسيطة يكون $p = 2$ إذ توجد معلمتان β_0 و β_1 في دالة الانحدار.

جدول (٤-٧) جدول تخمين لاختبار نقص توفيق دالة الانحدار الخطية البسيطة وجدول مثال المصرف.

(أ) عام			
مصدر الانحراف	SS	df	MS
الانحدار	SSR	1	MSR
خطأ	SSE	n - 2	MSE
نقص توفيق	SSLF	c - 2	MSLF
خطأ بحث	SSPE	n - 2	MSPE
مجموع	SSTO	n - 1	

(ب) مثال المصرف			
مصدر الانحراف	SS	df	MS
الانحدار	SSR = 5,141.3	1	MSR = 5,141.3
خطأ	SSE = 14,741.6	9	MSE = 1,638.0
نقص توفيق	SSLF = 13,593.6	4	MSLF = 3,398.4
خطأ بحث	SSPE = 1,148.0	5	MSPE = 229.6
المجموع	SSTO = 19,882.9	10	

٥ - يتضمن البديل H_a في (4.14) جميع دوال الانحدار بخلاف الخطية منها. فمثلاً تتضمن دالة انحدار تربيعية أو دالة لوغاريتمية. وفي حال استنتاج H_a تكون دراسة الرواسب مفيدة للتعرف على دالة الانحدار المناسبة.

٦ - إذا استنتجنا أن النموذج المستخدم H_0 مناسب فإن الممارسة المعتادة هي تفضيل استخدام متوسط مربع الخطأ MSE على متوسط مربع الخطأ البحث $MSPE$ كمقدّر لـ σ^2 ، ذلك لأن الأول يتضمن درجات حرية أكثر.

٧ - لا تشكل المشاهدات عند المستوى نفسه لـ X تكرارات حقيقية إلا إذا انطوت على محاولات مستقلة بالنسبة لحد الخطأ. فلنفرض في تحليل انحدار للعلاقة بين الصلابة Y وكمية الكربون X في عينات من خليطة معدنية أن حد الخطأ في النموذج يغطي، من بين أشياء أخرى، الأخطاء العشوائية في قياس المحلل للصلابة، وتأثير عوامل إنتاج لا يمكن التحكم فيها، وهي تتغير بصورة عشوائية من عينة إلى أخرى، وتؤثر

على الصلابة. إذا أخذ المحلل قراءتين على صلابة العينة، فسوف لا يشكل ذلك تكرارا أصيلا لأن تأثيرات التغير العشوائي في عوامل الإنتاج تبقى هنا ثابتة لأي عينة بالذات. وللحصول على تكرارات أصيلة ينبغي أن يقيس المحلل عينات مختلفة من الخليطة المعدنية لها المحتوى نفسه من الكربون X بحيث يمكن لجميع التأثيرات التي يغطيها حد الخطأ أن تتغير عشوائيا من مشاهدة مكررة إلى المشاهدة التي تليها.

٨ - من الواضح أن تكرار المشاهدات سيكون أكثر جدوى كلما كنا غير متأكدين من طبيعة دالة الانحدار. وحينما يكون ممكنا، فإنه ينبغي اتخاذ الحيلة للحصول على بعض التكرارات. وإذا لم يكن ممكنا الحصول على تكرارات، فيمكن أحيانا القيام باختبار تقريبي لنقص التوفيق. ولاختبار تقريبي، لا بد من توافر بعض المشاهدات عند مستويات متجاورة لـ X وتكون متوسطات الاستجابة من أجلها قريبة بعضها من بعض. وتُضم هذه المشاهدات المتجاورة إلى بعضها لتشكّل ما يشبه التكرارات وذلك لغرض القيام باختبار نقص توفيق.

(٤ - ٦) نظرة إجمالية للتدابير العلاجية

إذا لم يكن نموذج الانحدار الخطّي البسيط (3.1) مناسباً لمجموعة البيانات فإنه يوجد اختباران أساسيان.

١- ترك نموذج الانحدار (3.1) والبحث عن نموذج أكثر صلاحية.

٢- استخدام تحويل للبيانات بحيث يكون نموذج الانحدار (3.1) مناسباً للبيانات بعد تحويلها.

ولكلّ الأسلوبين ميزات ومساوئ. فقد يقود الأسلوب الأول إلى نموذج أكثر تعقيدا ويعطي تبصرا أفضل ولكنه ربما قاد أيضا إلى صعوبات في تقدير المعالم. ومن جهة أخرى، فإن استخدام التحويلات بنجاح يقود إلى طرق تقدير بسيطة نسبيا، وقد ينطوي على معالم أقل من النموذج المعقد وهذا مفيد عندما يكون حجم العينة صغيرا.

ومع ذلك فقد تحجب التحويلات الروابط الداعلية الأساسية بين المتغيرات علما أنها يمكن، في أحيان أخرى، أن تزيد وضوحا. وسوف ندرس استخدام التحويلات خلال هذا الفصل واستخدام نماذج أكثر تعقيدا في فصول قادمة. ونقدّم أولا مراجعة مختصرة للتدابير العلاجية.

عدم خطية دالة الانحدار

إذا لم تكن دالة الانحدار خطية فإن الأسلوب المباشر هو تعديل نموذج الانحدار (3.1) من حيث طبيعة دالة الانحدار. فمثلا يمكن استخدام دالة انحدار تربيعية:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2$$

أو دالة انحدار راسية:

$$E\{Y\} = \beta_0 \beta_1^X$$

وفي الفصل التاسع، نناقش نماذج تكون دالة الانحدار فيها كثيرة حدود. ويستخدم أسلوب التحويل تحويلا يؤمن، بصورة تقريبية على الأقل، خطية دالة انحدار غير خطية. ونناقش في الفقرة القادمة استخدام تحويلات تجعل دوال الانحدار خطية.

ثبات تباين الخطأ

إذا كان تباين الخطأ غير ثابت وإنما يتغير بصورة منطوية، فإن الأسلوب المباشر هو تعديل النموذج بحيث يسمح بمثل هذا التغير ثم استخدام طريقة المربعات الدنيا المرجحة للحصول على مقدرات للمعالم. ونناقش في الفصل الحادي عشر استخدام المربعات الدنيا المرجحة لهذا الغرض.

ويمكن أن تكون التحويلات فعّالة أيضا في جعل التباين مستقرا. ونناقش بعضا من هذه التحويلات في الفقرة التالية.

عدم استقلالية حدود الخطأ

إذا كانت حدود الخطأ مرتبطة فإن التدبير العلاجي المباشر هو العمل مع نموذج يسمح بحدود خطأ مرتبطة. ونناقش مثل هذا النموذج في الفصل الثالث عشر. وغالبا

ما يكون التحويل العلاجي البسيط الذي يتعامل مع الفروقات الأولى تحويلا مفيدا وسناقش هذا الموضوع أيضا في الفصل الثالث عشر.

عدم طبيعية حدود الخطأ

كثيرا ما يتماشى نقص الطبيعية مع عدم ثبات تباينات الخطأ بدا بيد. ولحسن الحظ، فإنه غالبا مانواجه الحالة التي يكون فيها التحويل نفسه مفيدا في جعل التباين مستقرا ومفيدا في جعل حدود الخطأ طبيعية. ولذلك فمن المرغوب فيه الإفادة أولا من التحويل الذي يجعل تباين الخطأ مستقرا ثم تدرس الرواسب لرؤية ما إذا كانت لاتزال توجد انحرافات جذية عن الطبيعية. ونناقش تحويلات للوصول إلى الطبيعية في الفقرة القادمة.

حذف متغيرات مستقلة مهمة

عندما يشير تحليل الراسب إلى أن متغيرا مستقلا مهما قد حُذف من النموذج، يكون الحل في تعديل النموذج. وفي الفصل السابع وما بعده من فصول، نناقش تحليل الانحدار المتعدد وفيه يستخدم متغيران مستقلان أو أكثر.

(٧-٤) تحويلات




نعتبر الآن بتفصيل أكثر استخدام التحويلات لأحد المتغيرين الأصليين أو كليهما قبل تنفيذ تحليل الانحدار. وغالبا ماتكون تحويلات بسيطة للمتغير التابع Y أو للمتغير المستقل X أو كليهما كافية لجعل نموذج الانحدار الخطي البسيط مناسبا للبيانات بعد تحويلها.

تحويلات لعلاقات غير خطية فقط

نعتبر أولا تحويلات إلى الخطية لعلاقات انحدار غير خطية وذلك عندما يكون توزيع حدود الأخطاء قريبا من التوزيع الطبيعي، ولحدود الخطأ تباين ثابت تقريبا. وفي هذه الحالة ينبغي تجربة تحويلات على X . وسبب عدم تفضيل التحويلات على Y هو أن تحويلا على Y مثل $Y = \sqrt{Y}$ قد يغير كثيرا من شكل توزيع حدود الخطأ مبتعدا عن التوزيع الطبيعي وربما قاد أيضا إلى تباينات مختلفة جوهريا لحد الخطأ.

ويجوزي الشكل (٤-١٣) بعض علاقات الانحدار غير خطية نموذجية بتباين حد خطأ ثابت، كما يقدم بعض التحويلات البسيطة على X التي قد تفيد في جعل علاقة الانحدار خطية دون التأثير على توزيعات Y . ويمكن تجربة تحويلات بديلة. وعندئذ ينبغي القيام برسومات نقطية ورسومات رواسب مركزة على كل من هذه التحويلات ثم تحليلها لتقرير أيها أكثر فعالية.

شكل (٤-١٣) أشكال نموذجية لانحدار غير خطي بتباين خطأ ثابت وتحويلات بسيطة لـ X .

شكل انحدار نموذجي	تحويلات لـ X
<p>أ</p> 	$X' = \log_{10} X \quad X' = \sqrt{X}$
<p>ب</p> 	$X' = X^2 \quad X' = \exp(X)$
<p>ج</p> 	$X' = 1/X \quad X' = \exp(-X)$

مثال. يعرض العمودان ١ و ٢ من الجدول (٤-٨) بيانات تجريبية لتدريبي مبيعات، وهي تتضمن عدد أيام التدريب التي تلقاها المشدرب X ، ودرجة الأداء Y ، في مجموعة من حالات البيع المحسوبة على سبيل التحاكي. وهذه المشاهدات موضحة في رسم انتشار في الشكل (٤-١٤) أ. ومن الواضح أن علاقة الانحدار تبدو منحنية، ولذلك لا يبدو أن دالة الانحدار الخطية البسيطة (3.1) مناسبة. وحيث إن التششتيت عند مستويات X المختلفة يبدو ثابتا تقريبا، فسنعتبر تحويلا على X . وبلاستناد إلى الرسم

النموذجي في شكل (٤-١٣) أ سنعتبر مبدئياً تحويل الجذر التربيعي وعُرضت القيم المحولة في العمود $X' = \sqrt{X}$ من الجدول (٤-٨).

وفي شكل (٤-١٤) ب رُسمت البيانات نفسها بعد تحويل المتغير المستقل إلى $X' = \sqrt{X}$. ولاحظ الآن أن رسم الانتشار يوضح بصورة معقولة وجود علاقة خطية.

جدول (٤-٨) حسابات الانحدار مع تحويل جذر تربيعي لـ X ، مثال تدريب مبيعات

مندوبو مبيعات	أيام التدريب	درجة الأداء	(٢) $X_i = \sqrt{X_i}$	(٤) $X'_i = Y_i$	(٥) $(X'_i)^2$
1	0.5	46	0.70711	32.527	0.5
2	0.5	51	0.70711	36.062	0.5
3	1.0	71	1.00000	71.000	1.0
4	1.0	75	1.00000	75.000	1.0
5	1.5	92	1.22474	112.677	1.5
6	1.5	99	1.22474	121.250	1.5
7	2.0	105	1.41421	148.492	2.0
8	2.0	112	1.41421	158.392	2.0
9	2.5	121	1.58114	191.318	2.5
10	2.5	125	1.58114	197.643	2.5
المجموع	15.0	897	11.85440	1,144.361	15.0

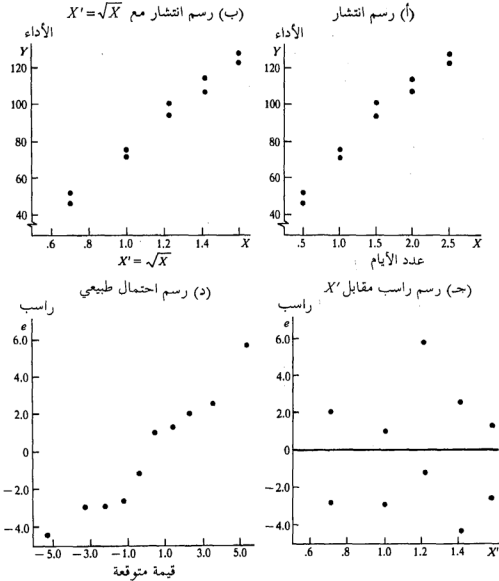
والنتجت في مخطط الانتشار عند مستويات X المختلفة هو نفسه كما سبق، حيث إننا لم نطبق تحويلاً على Y .

ولزيد من التحقيق عما إذا كان نموذج الانحدار البسيط (3.1) مناسباً الآن، نقوم بتوفيقه لبيانات X المحولة. وتتم حسابات الانحدار مع بيانات X المحولة بالطريقة المعتادة. ويحتوي الجدول (٤-٨) حسابات المربعات الدنيا الضرورية. وحيث إن X' تلعب الآن دور X في جميع العلاقات السابقة، فإننا نجد:

$$b_1 = \frac{\sum X'_i Y_i - \frac{\sum X'_i \sum Y_i}{n}}{\sum (X'_i)^2 - \frac{(\sum X'_i)^2}{n}} = \frac{1,144.361 - \frac{11.85440(897)}{10}}{15.0 - \frac{(11.85440)^2}{10}} = 855259$$

$$b_0 = \frac{1}{n} - (\sum Y_i - b_1 \sum X'_i) = \frac{1}{10} [897 - 855259(11.85440)] = -11.6858$$

شكل (٤-١٤) رسومات انتشار ورسومات رواسب - مثال تدريب مبيعات



ولذلك تكون دالة الانحدار التوفيقية:

$$\hat{Y} = -11.69 + 85.53X'$$

ويحوي الشكل (٤-١٤) ج رسم الرواسب مقابل X' . ولا يوجد دليل على نقص التوفيق أو على اختلاف قوي في تباينات الخطأ. ويحوي الشكل (٤-١٤) د رسم

احتمال طبيعي للرواسب. ولا توجد مؤشرات قوية على انحرافات عن الطبيعية موضحة في هذا الرسم. وتعرّز هذا الاستنتاج القيمة المرتفعة لمعامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية، 0.972 (انظر الجدول ٤-٣). وهكذا يبدو أن نموذج الانحراف الخطّي البسيط (3.1) هو النموذج المناسب هنا للبيانات المحوّلة. ويمكن الحصول على دالة الانحدار التوقّعية بالوحدات الأصلية لـ X إذا رغبتنا:

$$\hat{Y} = -11.69 + 85.53\sqrt{X}$$

ملاحظة

قد يكون مفيداً، أحياناً، إدخال ثابت في عملية التحويل. فمثلاً، إذا كانت بعض بيانات X قريبة من الصفر ونرغب في استخدام تحويل المقلوب، فيمكن إزاحة نقطة الأصل واستخدام التحويل $X' = 1/(X + k)$ حيث k ثابت نختاره بصورة مناسبة.

تحويلات لمعالجة اللاتطبيعية وعدم تساوي تباينات الخطأ

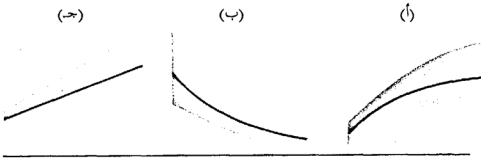
كثيراً ما تظهر مشكلتنا عدم تساوي تباينات الخطأ ولاطبيعية حدود الخطأ معاً. ولعلاج هذا الانحراف عن نموذج الانحدار الخطّي البسيط (3.1)، نحتاج إلى تحويل Y فأشكال وانتشارات توزيعات Y في حاجة إلى تغيير. وقد يساعد مثل هذا التحويل في الوقت نفسه على جعل علاقة الانحدار المنحنية خطية. وفي أحيان أخرى، قد نحتاج في الوقت نفسه إلى تحويل X أيضاً للحصول على علاقة انحدار خطية أو الإبقاء عليها.

وكثيراً ما يتخذ انحراف اللاتطبيعية وعدم تساوي التباينات عن نموذج الانحدار (3.1) شكل التواء، وتشتت في توزيعات حدود الخطأ تتزايد مع ازدياد متوسط الاستجابة $E\{Y\}$. فمثلاً، في انحدار مصاريف الأسرة السنوية في السياحة Y على دخلها السنوي X هناك اتجاه لتشتت، والالتواء موجب (أي وجود مصروفات سنوية مرتفعة جداً) أكبر في حالة الأسر ذات الدخل المرتفعة منه في حالة الأسر ذات الدخل المنخفضة التي تنحو باستمرار إلى أن تكون نفقاتها أقل كثيراً. ويحوي الشكل (٤-٥) بعض علاقات انحدار نموذجية حيث يزداد الالتواء وتباين الخطأ مع متوسط الاستجابة $E\{Y\}$. ويعرض هذا الشكل أيضاً بعض التحويلات البسيطة على Y مما قد

يكون مفيدا لهذه الحالات. ويمكن تجربة عدة تحويلات بديلة على Y ، إضافة إلى بعض التحويلات على X في الوقت نفسه، وينبغي إعداد رسومات انتشار ورسومات راسب لتحديد التحويل الأكثر فعالية.

شكل (١٥-٤) أنماط الانحدار نموذجية بثباتات حدود خطأ غير متساوية وتحويلات بسيطة على Y

نموذج أولي لنمط انحدار



تحويلات على Y

$$Y' = \sqrt{Y}$$

$$Y' = \log_{10} Y$$

$$Y' = 1/Y$$

ملاحظة: قد تكون التحويلات على X في الوقت نفسه مفيدة.

مثال. في العمودين ١ و ٢ من الجدول (٩-٤) نقدم بيانات عن العمر X ومستوى البلازما بوليامين Y (Polyamine) وذلك لـ 25 من الأطفال الأصحاء. وُسمت هذه البيانات في الشكل (١٦-٤) أ كرسم انتشار ونلاحظ علاقة منحنية واضحة، بالإضافة إلى تشتت أكبر في الأطفال الصغار منه في الأطفال الأكبر.

وبالاستناد إلى أنماط الانحدار في الشكل (١٥-٤) ب، سنستخدم أولا التحويل اللوغاريتمي $Y' = \log_{10} Y$. وقد عُرضت قيم Y بعد التحويل في العمود (٣) من الجدول (٩-٤). ويحوي الشكل (١٦-٤) ب رسم انتشار للبيانات بعد التحويل. ونلاحظ أن التحويل لم يؤد فقط إلى انحدار خطي معقول ولكن التشتت عند مستويات X المختلفة أصبح أيضا ثابتا بصورة مقبولة.

ولمزيد من التحقق من معقولية التحويل $Y' = \log_{10} Y$ ، قمنا بتوفيق نموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1) لبيانات Y بعد التحويل وحصلنا على:

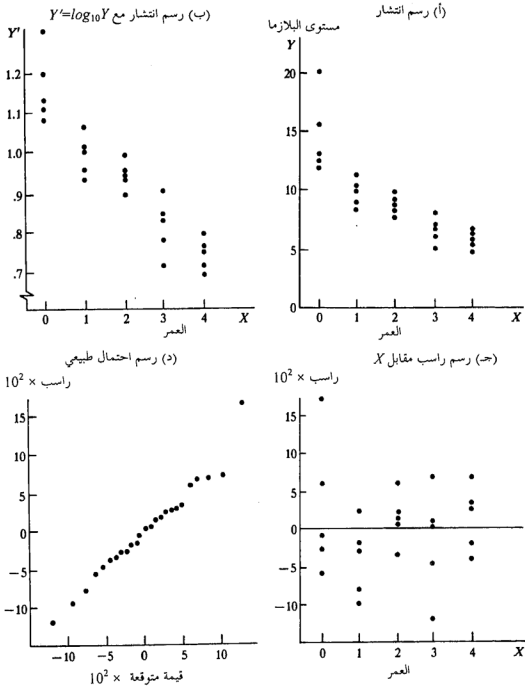
$$\hat{Y}' = 1.135 - 0.1023X$$

جدول (٤-٩) بيانات مثال مستوى البلازما والتحويل اللوغاريتمي Y'

(١) الطفل l	(٢) العمر X_i	(٣) مستوى البلازما Y_i	(٤) $Y'_i = \log_{10} Y_i$
1	(حديث الولادة) 0	13.44	1.1284
2	(حديث الولادة) 0	12.84	1.1086
3	(حديث الولادة) 0	11.91	1.0759
4	(حديث الولادة) 0	20.09	1.3030
5	(حديث الولادة) 0	15.60	1.1931
6	1.0	10.11	1.0048
7	1.0	11.38	1.0561
8	1.0	10.28	1.0120
9	1.0	8.96	0.9523
10	1.0	8.59	0.9340
11	2.0	9.83	0.9926
12	2.0	9.00	0.9542
13	2.0	8.65	0.9370
14	2.0	7.85	0.8949
15	2.0	8.88	0.9484
16	3.0	7.94	0.8998
17	3.0	6.01	0.7789
18	3.0	5.14	0.7110
19	3.0	6.90	0.8388
20	3.0	6.77	0.8306
21	4.0	4.86	0.6866
22	4.0	5.10	0.7076
23	4.0	5.67	0.7536
24	4.0	5.75	0.7597
25	4.0	6.23	0.7945

لم تعطَ حسابات الانحدار لأنها، دائماً، الحسابات نفسها باستثناء أن Y' يحل محل Y في العلاقة (2.10). وعُرض رسم الرواسب مقابل X في الشكل (٤-١٦) ج، كما عُرض رسم احتمال طبيعي للرواسب في الشكل (٤-١٦) د. ومعامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية هو 0.981 وجميع هذه الأدلة تدعم صلاحية نموذج الانحدار (3.1) لبيانات Y بعد التحويل.

شكل (٤-١٦) رسوم انتشار ورسوم راسب - مثال مستوى البلازما



وإذا رغبتنا في عرض دالة الانحدار المقدرة بالوحدات الأصلية لـ Y نأخذ ببساطة اللوغاريتم المعاكس لـ \hat{Y} لنجد:

$$\hat{Y} = \text{anti log}_{10}(1.135 - 0.1023X)$$

ملاحظة

قد نرغب أحياناً إدخال ثابت في تحويل Y ، كالحالة التي تكون Y فيها سالبة. فمثلاً، يكون التحويل اللوغاريتمي الذي ينقل نقطة الأصل بالنسبة لـ Y ليحصل كل المشاهدات Y موجبة هو $Y' = \log_{10}(Y + k)$ حيث k ثابت نختاره بصورة مناسبة.

تحويلات بوكس - كوكس (Box - Cox)

طور بوكس وكوكس (مرجع 4.4) طريقة لاختيار تحويل من عائلة تحويلات قوى لـ Y وهذه الطريقة مفيدة لتصحيح التواء توزيعات حدود الخطأ وعدم تساوي تباينات الخطأ، وعدم خطية دالة الانحدار. وعائلة تحويلات القوى هي من الشكل:

$$Y' = Y^\lambda \quad (4.28)$$

حيث λ معلمة تُحدد من البيانات. لاحظ أن هذه العائلة تشمل التحويلات البسيطة التالية:

$\lambda = 2$	$Y' = Y^2$
$\lambda = 0.5$	$Y' = \sqrt{Y}$
$\lambda = 0$	$Y' = \log_e Y$
$\lambda = -0.5$	$Y' = \frac{1}{\sqrt{Y}}$
$\lambda = -1.0$	$Y' = \frac{1}{Y}$

والمعيار في تحديد قيمة المعلمة λ المناسبة لتحويل Y في طريقة بوكس - كوكس هي إيجاد قيمة Y التي تجعل مجموع مربعات الخطأ SSE لانحدار خطي يستند إلى ذلك التحويل أصغر ما يمكن. وتتوافر برامج حاسب آلي لإيجاد قيمة λ المناسبة. وكبدليل، يمكن اختيار عدد من قيم λ والقيام بالتحويل المقابل لكل منها ثم توفيق دالة الانحدار الخطية لبيانات Y بعد التحويل وحساب SSE لكل توفيق. ومن ثم اختيار القيمة التي تجعل SSE أصغر ما يمكن.

وإذا رغبتنا، يمكن إجراء بحث أدق في جوار λ عن القيمة التي تجعل SSE أصغر ما يمكن. إلا أن طريقة بوكس - كوكس تُستخدم عادة لتكون فقط مرشداً في اختيار تحويل، مما لا يترك حاجة للقيم الدقيقة جداً لـ λ ، وعلى أي حال ينبغي الإشارة من رسمي الانتشار والراسب للتحقق من صلاحية التحويل الذي تحدده طريقة بوكس - كوكس.

وبما أن قوة التحويل تؤثر في حجم مجموع مربعات الخطأ SSE ، فإننا نحتاج إما إلى تعديل لـ SSE يأخذ هذا في الاعتبار أو إلى استخدام متغير معياري يترك SSE غير متأثر بقيمة λ . ويؤخذ عادة بالأسلوب الأخير ويستخدم المتغير المعياري التالي:

$$W = \begin{matrix} K_1(Y^{\lambda} - 1) & \lambda \neq 0 \\ K_2(\log_e Y) & \lambda = 0 \end{matrix} \quad (4.29)$$

حيث:

$$K_2 = \left(\prod_{i=1}^n Y_i \right)^{\frac{1}{n}} \quad (4.29a)$$

$$K_1 = \frac{1}{\lambda K_2^{\lambda-1}} \quad (4.29b)$$

لاحظ أن K_2 هي المتوسط الهندسي لملاحظات Y .

مثال. يحوي الجدول (٤-١٠) نتائج بوكس - كوكس لمثال مستويات البلازما. اختيرت قيم لـ λ تتراوح بين -1.0 إلى 1.0، ثم استكملت التحويلات وتمّ توفير انحدار خطي لكل منها. فمثلاً، من أجل $\lambda = 0.5$ ، أخذ التحويل $W = K_1(\sqrt{Y} - 1)$ وجرى توفير الانحدار الخطي لـ W على X . ولدينا $SSE = 48.4$ من أجل هذا التوفير لانحدار خطي.

ونلاحظ من الجدول (٤-١٠) أن طريقة بوكس - كوكس تحدّد أساساً قريبا من $-0.50 = \lambda$ ، كقيمة مناسبة. وعلى أي حال، فإن SSE ، كدالة في λ ، مستقرة بصورة مقبولة ضمن المدى من قرب الصفر إلى -1.0. وبالتالي فإن SSE الاختيار السابق لتحويل لوغاريتمي $Y' = \log_{10} Y$. مستويات البلازما ليس تحويلاً غير منطقي وفقاً لطريقة بوكس - كوكس. وأحد أسباب اختيار التحويل اللوغاريتمي هنا هو سهولة تفسيره. واستخدام لوغاريتم للأساس 10 بدلا من اللوغاريتم الطبيعي لا يؤثر، بالطبع، في صلاحية التحويل اللوغاريتمي.

جدول (٤-١٠) نتائج بوكس - كوكس لمثال مستويات البلازما

λ	SSE
1.0	78.0
0.9	70.4
0.7	57.8
0.5	48.4
0.3	41.4
0.1	36.4
0	34.5
-0.1	33.1
-0.3	31.2
-0.4	30.7
-0.5	30.6
-0.6	30.7
-0.7	31.1
-0.9	32.7
-1.0	33.9

تعليقات

١- يمكن الاستفادة، أحيانا، من اعتبارات مسبقة أو نظرية للمساعدة في اختيار تحويل مناسب. فمثلا، عندما يكون شكل الانتشار في دراسة العلاقة بين سعر سلعة X وكمية الطلب Y كما في الشكل (٤-١٥) ب، فقد يفضل الاقتصاديون تحويلا لوغاريتميا لكل من X و Y لأن ميل خط الانحدار الخاص بالتغيرين بعد التحويل يقيس عندئذ مرونة الطلب السعرية. والتفسير الشائع للميل عندئذ هو أنه يبين النسبة المئوية للتغير في كمية الطلب لكل 1 بالمائة تغير في السعر، ومن المعروف أن التغيرين هما في اتجاهين متعاكسين.

وبصورة مشابهة، قد يفضل العلماء تحويلين لوغاريتميين لكل من X و Y عند دراسة العلاقة بين تناقص النشاط الإشعاعي Y لمادة والزمن X وذلك من أجل علاقة منحنية من النوع الموضح في الشكل (٤-١٥) ب لأن ميل خط الانحدار للمتغيرين بعد التحويل يقيس عندئذ معدل التناقص.

٢- بعد اختيار تحويل، مبدئياً، ينبغي القيام برسوم رواسب وبقيّة التحليلات الموصوفة سابقاً للتحقق من أن نموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1) مناسب للبيانات بعد التحويل.

٣- عندما تُستخدم النماذج بعد التحويل فإنّ للمقدّرات b_0 و b_1 التي نحصل عليها من المربعات الدنيا خواص المربعات الدنيا بالنسبة للملاحظات بعد التحويل وليس للملاحظات الأصلية.

المراجع

- [4.1] Dixon, W. J., (chief editor). *BMDP Statistical Software Manual*, vols. 1 and 2. Berkeley, Calif.: University of California Press, 1988.
- [4.2] MINITAB. *Reference Manual*, Release 7. State College, Pa.: Minitab, Inc., 1989.
- [4.3] Barnett, V. and Lewis, T., *Outliers in Statistical Data*, 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1984.
- [4.4] Box, G. E. P. and Cox, D. R. "An Analysis of Transformations." *Journal of the Royal Statistical Society B* 26 (1964), 211 - 243.

مسائل

(١-٤) ميّز بين: (١) راسب وراسب معياري، (٢) $E(\hat{\epsilon})=0$ و $\bar{\epsilon}=0$ (٣) حد خطأ وراسب.

(٢-٤) قم بإعداد رسم راسب نموذجي لكل من الحالات التالية: (١) تبين خطأ متناقص مع X و (٢) الشكل الصحيح لدالة انحدار هو الشكل U، ولكن قمنا بتوفيق دالة انحدار خطية.

(٣-٤) بالعودة إلى مسألة المعدل التراكمي (١٧-٢) كانت القيم التوفيقية والرواسب

كما يلي:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
\hat{y}_i	2.92	2.33	2.25	1.58	2.08	3.51	3.34	2.67	2.25	1.91
e_i	0.18	-0.03	0.75	0.32	0.42	0.19	0.06	-0.07	0.55	-0.31
i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
\hat{y}_i	2.25	1.74	3.26	2.50	1.91	2.16	3.59	2.50	2.84	2.42
e_i	-0.75	.46	.54	-.50	-.51	-.39	-.39	-.20	.06	-.42

- ١ - قم بإعداد رسم صندوقي لدرجات اختبار الدخول X_1 . هل هناك أي ميزة جديرة بالملاحظة في هذا الرسم؟
- ب - قم بإعداد رسم نقطي للرواسب. ماهي المعلومات التي يقدمها هذا الرسم؟

- ج - ارسم الرواسب e_i مقابل القيم التوفيقية \hat{Y}_i . ماهي الانحرافات عن نموذج الانحدار (3.1) التي يمكن دراستها من هذا الرسم؟ وماذا اكتشفت؟
- د - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب، أوجد كذلك معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. اختر معقولة فرضية الطبيعية هنا مستخدما جدول (٤-٣) و $\alpha = 0.05$. ماذا تستنتج؟

- هـ - فيما يلي معلومات عن كل طالب حول متغيرين لم يشملهما النموذج، وهما، درجة اختبار ذكاء X_2 ومعدل الثانوية X_3 . ارسم الرواسب مقابل X_2 و X_3 في بيانين منفصلين للتحقق مما إذا كان يمكن تحسين النموذج بإدخال أي من هذين المتغيرين. ماذا تستنتج؟

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_2	105	113	118	107	110	125	115	121	117	111
X_3	2.9	2.8	3.1	2.4	3.0	2.4	3.5	3.1	3.1	2.9

i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
X_2	123	114	120	132	122	110	119	109	116	108
X_3	3.2	3.3	3.4	2.6	3.0	2.8	3.3	3.4	2.6	2.7

(٤-٤) عُد إلى مسألة صيانة الحاسبات اليدوية (٢-١٨)، القيم التوفيقية والرواسب هي:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_2	100.8	86.1	71.4	12.4	71.4	56.6	100.8	41.9	56.5
X_3	-3.8	-1	6.6	-2.4	3.6	5.4	.2	-2.9	-3.6

i	10	11	12	13	14	15	16	17	18
X_2	27.2	115.6	71.4	27.2	71.4	100.8	12.4	56.6	71.4
X_3	5.8	2.4	-6.4	-2.2	-4	4.2	4.6	-7.6	-7.6

- ١ - قم بإعداد رسم نقطي لعدد الآلات المصانة X_4 . ماهي المعلومات التي يقدمها هذا الرسم؟ هل هناك أية مشاهدات قاصية بالنسبة لهذا المتغير؟

ب - المشاهدات معطاة وفق ترتيبها الزمني. قم بإعداد رسم زمني لعدد الآلات

المصانة ؟ ماذا يوضح رسمك؟

ج - قم بإعداد رسم جذع وورقة للرواسب. هل هناك أية مميزات جديدة

بالملاحظة في هذا الرسم؟

د - قم بإعداد رسم رواسب لـ e_i مقابل \bar{Y}_i و e_i مقابل \bar{X}_i في بيانين منفصلين.

هل يقدم هذان الرسمان المعلومات نفسها؟ ماهي الانحرافات عن نموذج

الانحدار (3.1) التي يمكن دراستها من هذين الرسمين؟ اعرض مرئياتك.

هـ - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وأوجد كذلك معامل الارتباط بين

الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. هل تبدو فرضية الطبيعية

مقبولة هنا؟ استخدم جدول (٤-٣) و $\alpha = 0.10$.

و - قم بإعداد رسم زمني للرواسب للتحقق مما إذا كانت حدود الخطأ مرتبطة

فوق الزمن. ماهو استنتاجك؟

ز - فيما يلي معلومات عن متغيرين لم يشملهما نموذج الانحدار، وهما،

متوسط عمر التشغيل للآلات المصانة عند نداء خدمة (X_2) بالأشهر)

ومسوات الخيرة لرجل الصيانة الذي يجيب النداء (X_3). ارسم الرواسب

مقابل X_2 و X_3 في بيانين منفصلين للتحقق مما إذا كان يمكن تحسين

النموذج بإدخال أي من هذين المتغيرين أو كليهما. ماذا تستنتج؟

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_2	12	21	38	16	25	32	18	14	12
X_3	3	6	2	2	3	4	5	2	3

i	10	11	12	13	14	15	16	17	18
X_2	35	20	8	15	17	28	29	9	14
X_3	6	5	3	5	6	3	5	3	6

(٤-٥) بالعودة إلى مسألة تكسر الشحنات (٢-١٩)

ا - قم بإعداد رسم نقطي لعدد التحويلات X_i . هل يبدو توزيع عدد

التحويلات غير متماثل؟

ب - المشاهدات معطاة وفق ترتيبها الزمني. قم بإعداد رسم زمني لعدد التحويلات. هل تظهر أية نمطية نظامية في رسمك ؟ ناقش.

ج - أوجد الرواسب e_i وقم بإعداد رسم جذع وورقة للرواسب ؟ ماهي المعلومات التي يقدمها رسمك؟.

د - ارسم الرواسب e_i مقابل X_i للتحقق مما إذا كانت تنضج أية انحرافات عن نموذج الانحدار (3.1). ماهو استنتاجك؟.

هـ - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وأوجد كذلك معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية للتحقق مما إذا كانت فرضية الطبيعية معقولة هنا. استخدم جدول (٤-٣) ومستوى معنوية 0.01 ماذا تستنتج؟

و - قم بإعداد رسم زمني للرواسب. ماهي المعلومات التي يقدمها رسمك؟

(٤-٦) بالعودة إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢-٢٠)

١ - أوجد الرواسب e_i وقم بإعداد رسم صندوقي للرواسب. ماهي المعلومات التي يقدمها رسمك؟.

ب - ارسم الرواسب e_i مقابل القيم التوفيقية \hat{Y}_i للتحقق مما إذا كانت هناك انحرافات واضحة عن نموذج الانحدار (3.1)، اعرض مرئياتك.

ج - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وأوجد كذلك معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. هل تبدو فرضية الطبيعية معقولة هنا؟ استخدم جدول (٤-٣) و $\alpha = 0.05$.

د - أوجد الرواسب المعيارية. قارن التكرارات الحقيقية مقابل التكرارات المتوقعة تحت الطبيعية، مستخدماً المئينات 25، 50 و 75 لتوزيع t الموافق. هل تنسجم المعلومات التي تقدمها هذه المقارنات مع ما وجدته من رسم الاحتمال الطبيعي في الجزء (ج).

(٧-٤) عُذ إلى مسألة كتلة العضلة (٢-٢٥)

- ا - قم بإعداد رسم جذع وورقة للأعمار X_i هل ينسجم هذا الرسم مع الاختيار العشوائي للنساء من كل شريحة عمرية بعشر سنوات.
- ب - أوجد الرواسب e_i وقم بإعداد رسم تكرار نقطي للرواسب. ماذا يوضح رسمك؟.

ج - ارسم الرواسب e_i مقابل \hat{Y}_i ، وكذلك مقابل X_i في بيانين منفصلين للتحقق مما إذا كان هناك أي انحراف واضح عن نموذج الانحدار (3.1). هل يقدم الرسمان المعلومات نفسها؟.

د - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وأوجد كذلك معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية للتحقق مما إذا كان فرض الطبيعية معقولا هنا، استخدم جدول (٤-٣) ومستوى معنوية 0.10 ماذا تستنتج؟

هـ - أوجد الرواسب المعيارية. قارن التكرارات الحقيقية مقابل التكرارات المتوقعة تحت الطبيعية مستخدما المئينات 25، 75 و 90 من توزيع t الموافق. هل تنسجم المعلومات التي تقدمها هذه المقارنات مع ما وجدته من رسم الاحتمال الطبيعي في الجزء (د)؟.

(٨-٤) بالعودة إلى مسألة معدل السرقة (٢-٢٦)

- ا - قم بإعداد رسم جذع وورقة للكثافة السكانية في المدينة X ما هي المعلومات التي يقدمها رسمك؟ .
- ب - أوجد الرواسب e_i وقم بإعداد رسم صندوقي للرواسب. هل يبدو توزيع الرواسب متماثلا؟.

ج - قم بإعداد رسم راسب e_i مقابل \hat{Y}_i . ماذا يوضح الرسم؟

د - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب وأوجد كذلك معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. اختبر معقولا فرضية الطبيعية مستخدما جدول (٤-٣) و $\alpha = 0.05$ ما هو استنتاجك؟

هـ - أوجد الرواسب المعيارية. قارن التكرارات الحقيقية مقابل قيمها المتوقعة تحت الطبيعية مستخدما المثبتات الخمسين، الخامس والسبعين، والتسعين من توزيع t الموافق. هل تنسجم المعلومات الناتجة من هذه المقارنات مع ما وجدته من رسم الاحتمال الطبيعي في الجزء (د)؟.

(٩-٤) استهلاك الكهرباء. استخدم اقتصادي يدرس العلاقة بين استهلاك أسرة للكهرباء Y وعدد الغرف في المنزل X ، نموذج الانحدار الخطي (3.1) وحصل على الرواسب التالية:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_i	2	3	4	5	6	6	7	9	10	11
e_i	3.2	2.9	-1.7	-2.0	-2.3	-1.2	-1.2	-0.9	0.7	0.5

ارسم الرواسب e_i مقابل X_i ما هي المشكلة التي يبدو أنها موجودة هنا؟ هل يخفف تحويل للبيانات هذه المشكلة؟

(١٠-٤) الدخل الفردي. استخدم اختصاصي اجتماعي نموذج الانحدار الخطي (3.1) لربط الدخل الإجمالي Y بمعدل عدد سنوات الدراسة X في 12 مدينة وكانت القيم التوقيفية \hat{Y}_i والرواسب المعيارية e_i / \sqrt{MSE} كالآتي:

i	1	2	3	4	5	6
\hat{Y}_i	9.9	9.3	10.2	9.6	10.2	12.4
e_i / \sqrt{MSE}	-1.12	.81	-.76	.43	.65	-.17

i	7	8	9	10	11	12
X_2	14.3	9.6	9.2	15.6	11.2	13.1
X_3	1.62	1.79	-.53	-3.78	.74	.32

ا - ارسم الرواسب المعيارية مقابل القيم التوقيفية، ماذا يقترح الرسم؟

ب - كم عدد الرواسب المعيارية الواقعة خارج الفترة $(-1, 1)$ ؟ بالتقريب كم العدد الذي تتوقع أن تراه إذا كان النموذج ملائما؟.

(١١-٤) تركيز الدواء. يستخدم صيدلي نموذج الانحدار الخطي (3.1) لدراسة العلاقة بين تركيز الدواء في البلازما (Y) ولوغاريتم جرعة الدواء (X) وكانت الرواسب ومستويات لوغاريتم الجرعة كما يلي:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_i	-1	0	1	-1	0	1	-1	0	1
e_i	.5	2.1	-3.4	.3	-1.7	4.2	-6	2.6	-4.5

ارسم الرواسب e_i مقابل X_i ما هي الاستنتاجات التي يمكنك استخلاصها من

الرسم؟

(١٢-٤) تصرّح طالبة أنها لا تستطيع فهم لماذا يسمى مجموع المربعات المعروف في

(4.11) مجموع مربعات خطأ بحث "إذ تبدو الصيغة كواحدة من صيغ مجاميع

المربعات الاعتيادية". وضح.

(١٣-٤) بالعودة إلى صيانة الحاسبات مسألة (٢-١٨) إليك بعض النتائج الحسابية

الإضافية:

$$SSE = 321.4 \text{ و } SSR = 16,182.6$$

١ - في اختبار F لنقص توفيق دالة الانحدار خطية، ما هي النتائج في الفرضية

البديلة؟

ب - قم بالاختبار الموضح في الجزء (أ) اضبط مخاطرة التورط في خطأ من

النوع الأول عند 0.05. أذكر قاعدة القرار والنتيجة.

ج - هل يكشف اختبارك في الجزء (ب) عن الانحرافات أخرى عن نموذج

الانحدار (3.1)، مثل نقص في ثبات التباين أو نقص في طبيعية حدود

الخطأ؟ هل يمكن أن تتأثر نتائج الاختبار بمثل هذه الانحرافات؟ ناقش.

(١٤-٤) بالعودة إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢-٢٠).

١ - قم باختبار F لتحديد ما إذا كان هناك نقص توفيق لدالة الانحدار خطية أم لا.

استخدم مستوى معنوية 0.01. اذكر البديلين وقاعدة القرار والنتيجة.

ب - هل هناك أية فائدة تُرجى لتساوي التكرارات عند كل من مستويات X ؟

هل هناك أية مساوئ؟

ج - عندما يؤدي الاختبار في (أ) إلى نتيجة أن دالة الانحدار غير خطية فهل

يشير ذلك الاختبار إلى دالة الانحدار المناسبة؟ كيف نمضي من هنا؟

(١٥-٤) تركيز محلول. درس كيميائي تركيز محلول Y فوق فترة زمنية X . وقد قام بإعداد خمسة عشر محلولاً متماثلاً. ثم قسّم الخمسة عشر محلولاً بصورة عشوائية إلى خمس مجموعات من ثلاثة وقيست المجموعات الخمس، على الترتيب بعد 1، 3، 5، 7 و 9 ساعات. وكانت النتائج كما يلي:

i	1	2	3	4	5	6	7
X_i	9	9	9	7	7	7	5
Y_i	.07	.09	.08	.16	.17	.21	.49

i	8	9	10	11	12	13	14	15
X_i	5	5	3	3	3	1	1	1
Y_i	.58	.53	1.22	1.15	1.07	2.84	2.47	3.10

١ - قم بتوفيق دالة الانحدار الخطية.

ب - قم باختبار F لتحديد ما إذا كان هناك نقص توفيق لدالة الانحدار الخطية أم لا؛ مستخدماً $\alpha = 0.025$. اذكر البديلين وقاعدة القرار والنتيجة.

ج - عندما يقود الاختبار في الجزء (ب) إلى وجود نقص توفيق في دالة الانحدار الخطية فهل يشير ذلك الاختبار إلى دالة الانحدار المناسبة؟ اشرح.

(١٦-٤) بالعودة إلى مسألة تركيز محلول (١٥-٤).

١ - قم بإعداد رسم انتشار للبيانات. ماهو التحويل الذي يمكن تجريبه على Y بالاستناد إلى الأنماط المعروضة في الشكل (١٥-٤) وذلك للحصول على تباين ثابت وعلى الخطية؟

ب - استخدم طريقة بوكس - كوكس والمعايرة (4.29) لإيجاد تحويل قوى مناسب، احسب SSE من أجل $0.2, 0.1, 0, -0.1, -0.2, \lambda$. ما هو تحويل Y المقترح؟

ج - استخدم التحويل $Y' = \log_{10} Y$ وأوجد دالة الانحدار المقدرة للبيانات بعد التحويل.

د - ارسم خط الانحدار المقدّر والبيانات بعد التحويل. هل يبدو خط الانحدار توفيقاً جيداً للبيانات بعد التحويل؟.

هـ - أوجد الرواسب وارسمها مقابل القيم التوفيقية. قم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي. ماذا توضّح رسومك ؟.

و - عبّر عن دالة الانحدار المقدّرة بالوحدات الأصلية.

(١٧-٤) غو المبيعات. درس باحث تسويق المبيعات السنوية لمنتج طُرح في السوق

منذ 10 سنوات. وكانت البيانات كالتالي، حيث X السنة (مرمّزة) و Y

المبيعات بآلاف الوحدات:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_i	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Y_i	98	135	162	178	221	232	283	300	374	395

١ - قم بإعداد رسم انتشار للبيانات، هل تبدو العلاقة الخطية مناسبة هنا ؟

ب - استخدم طريقة بوكس - كوكس والمعايرة (4.29) لايجاد تحويل قوة

مناسب لـ λ . احسب SSE من أجل $0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7$

ما هو تحويل Y المقترح ؟

ج - استخدم التحويل $Y' = \sqrt{Y}$ وأوجد دالة الانحدار الخطية المقدّرة

للبينات بعد التحويل.

د - ارسم خط الانحدار المقدّر والبيانات بعد التحويل - هل يبدو خط

الانحدار توفيقا جيدا للبيانات بعد التحويل؟.

هـ - أوجد الرواسب وارسمها مقابل القيم التوفيقية قم أيضا بإعداد رسم

احتمال طبيعي. ماذا توضّح رسومك؟.

و - عبّر عن دالة الانحدار المقدّرة بالوحدات الأصلية.

(١٨-٤) أخطاء الاستجابة. في دراسة على نطاق ضيق لأخطاء الاستجابة عند تذكر

النفقات الحاصلة خلال أحدث رحلة، تم الحصول على البيانات التالية عن

أخطاء الاستجابة Y وعدد الأشهر منذ آخر رحلة صيد (X):

i	1	2	3	4	5	6
X_i	12	5	1	8	1	3
Y_i	-94	-68	-41	-78	-36	-55
i	7	8	9	10	11	12
X_i	15	9	7	2	10	4
Y_i	0106	-90	-78	-49	-85	-76

- ١ - قم بإعداد رسم انتشار للبيانات. هل تبدو العلاقة الخطية مناسبة هنا؟
أيها أفضل هنا تحويل X أو تحويل Y ؟ لماذا؟
- ب - استخدم التحويل $X' = \sqrt{X}$ وأوجد دالة الانحدار الخطية المقدرة للبيانات بعد التحويل.
- ج - ارسم خط الانحدار المقدّر والبيانات بعد التحويل هل يبدو خط الانحدار توفيقاً جيداً للبيانات بعد التحويل؟
- د - أوجد الرواسب وارسمها مقابل القيم التوفيقية. وقم أيضاً بإعداد رسم احتمال طبيعي. ماذا توضح رسوماتك؟
- هـ - عبّر عن دالة الانحدار المقدرة بالوحدات الأصلية.

تمارين

(١٩-٤) قام طالب بتوفيق دالة انحدار خطية كواجب دراسي. وفيما يلي بعض النتائج:

i	1	2	3	4	5
X_i	35	17	42	28	53
\hat{Y}_i	42	29	32	32	40
e_i	-7	-12	10	-4	13

رسم الطالب الرواسب e_i مقابل Y_i ووجد علاقة موجبة. وعندما رسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية \hat{Y}_i لم يجد أي علاقة. لماذا توجد هذه المفارقة، وأي الرسمين له معنى أكثر؟

(٢٠-٤) إذا كانت حدود الخطأ في نموذج انحدار $N(0, \sigma^2)$ ، ومستقلة، فماذا يمكن القول عن حدود الخطأ بعد استخدام التحويل $X' = 1/X$ ؟ هل تبقى الحالة نفسها بعد استخدام التحويل $Y' = 1/Y$ ؟

(٢١-٤) استنبط النتيجة في (4.24).

(٢٢-٤) مستخدماً النظريات (1.27)، (1.38) و (1.39) أثبت أن $\sigma^2 = E\{MSPE\}$ لنموذج انحدار الخطأ الطبيعي.

(٢٣-٤) النموذج قيد الدراسة هو نموذج انحدار خطي بمقطع $\beta_0 = 0$ وقد تم الحصول على بيانات تتضمن تكرارات. اعرض النموذجين التام والمخفض

لاختبار صلاحية دالة الانحدار قيد الدراسة. ما هي درجات الحرية المتعلقة بالتمودجين التام والمخفض إذا كان $n = 20$ و $c = 10$ ؟

مشاريع

(٢٤-٤) ضغط الدم. تم الحصول على البيانات التالية في دراسة للعلاقة بين ضغط

الدم الإنسياسطي Y والعمر X لصبية تتراوح أعمارهم من 5 إلى 13 سنة.

i	1	2	3	4	5	6	7	8
X_i	5	8	11	7	13	12	12	6
Y_i	63	67	74	64	75	69	90	60

١- مفترضا أن نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1) مناسب، أوجد دالة الانحدار

المقدرة وارسم الرواسب e_i مقابل X_i . ماذا يبين رسمك للرواسب؟

ب- احذف المشاهدات 7 من البيانات وأوجد دالة الانحدار المقدرة بناء على

الملاحظات السبع المتبقية. قارن دالة الانحدار المقدرة هذه بتلك التي حصلت

عليها في الجزء (أ). ماذا يمكنك أن تستنتج عن تأثير المشاهدات 7؟

ج- مستخدما دالة الانحدار التوفيقية في الجزء (ب)، أوجد 99 بالمائة فترة

تنبؤ لمشاهدة جديدة Y عند $X = 12$. هل تقع المشاهدات Y_7 خارج فترة

التنبؤ هذه ؟ ما دلالة ذلك؟

(٢٥-٤) عُد إلى مجموعة بيانات **SMSA** والمشروع (٢-٤٢). لكل من نماذج الانحدار

التوفيقية الثلاثة، أوجد الرواسب وقم بإعداد رسم رواسب مقابل X ورسم

احتمال طبيعي، لخص استنتاجاتك. هل نموذج الانحدار الخطي (3.1) أكثر

ملاءمة لإحدى الحالات من الأخرى؟

(٢٦-٤) بالعودة إلى مجموعة بيانات **SMSA** ومشروع (٢-٤٣). لكل منطقة جغرافية،

أوجد الرواسب، وقم بإعداد رسم رواسب مقابل X ورسم احتمال طبيعي.

هل يبدو أن للمناطق الأربع تباينات خطأ متشابهة ؟ ماهي الاستنتاجات

الأخرى التي يمكنك استخلاصها من الرسوم؟

(٢٧-٤) بالعودة إلى مجموعة بيانات SENIC ومشروع (٤٤-٢).

١- لكل من نماذج الانحدار التوفيقية الثلاثة، أوجد الرواسب وقم بإعداد رسم رواسب مقابل X ورسم احتمال طبيعي، لخص استنتاجاتك. هل يبدو نموذج الانحدار الخطي (3.1) أكثر ملاءمة لإحدى الحالات منه للحالات الأخرى ؟

ب- أوجد دالة الانحدار التوفيقية للعلاقة بين مدة الإقامة ومخاطر العدوى بعد حذف المشاهدتين:

$$.112(X_{112} = 5.9, Y_{112} = 17.94) \text{ و } 47(X_{47} = 6.5, Y_{47} = 19.56)$$

من دالة الانحدار التوفيقية هذه. أوجد 95 بالمائة فترتي تنبؤ منفصلتين لمشاهدي Y جديدين عند $X = 6.5$ و $X = 5.9$ على الترتيب. هل تقع المشاهدتان Y_{112} و Y_{47} خارج فترتي التنبؤ هاتين ؟ ناقش دلالة ذلك.

(٢٨-٤) بالعودة إلى مجموعة بيانات SENIC ومشروع (٤٥-٢). ولكل منطقة

جغرافية، أوجد الرواسب وقم بإعداد رسم رواسب مقابل X ورسم احتمال طبيعي. هل يبدو للمناطق الأربع تباينات خطاً متشابهة ؟ ماهي الاستنتاجات الأخرى التي تستخلصها من رسومك؟.

استقرارات متزامنة ومواضيع أخرى في تحليل الانحدار

في هذا الفصل نتابع مواضيع متنوعة في تحليل الانحدار الخطي البسيط. ويتعلق العديد من المواضيع بمسألة كيفية القيام باستقرارات متزامنة من مجموعة مشاهدات العينة نفسها.

(١-٥) التقدير المشترك لـ β_0 و β_1

الحاجة لتقدير مشترك

يقوم محلل أبحاث تسويق بدراسة العلاقة بين مستوى الإعلان (X) والمبيعات Y وقد كانت هناك بعض المشاهدات بدون إعلان ($X = 0$) بينما اختلف مستوى الإعلان في المشاهدات الأخرى. واقترح رسم الانتشار علاقة خطية ضمن مدى مستويات نفقات الإعلان المدروسة. ويرغب المحلل استخلاص استقرارات حول كل من الجزء المقطوع β_0 والميل β_1 . ويمكن للمحلل استخدام طرق الفصل الثالث لإقامة 95 بالمائة فترتي ثقة منفصلتين لكل من β_0 و β_1 . والمشكلة هنا هي أن هاتين الفترتين لاتقدّمان 95 بالمائة معامل ثقة للقرارات لاستنتاج أن فترتي الثقة حول β_0 و β_1 صحيحتان معا أو في الوقت نفسه. ولو كان الاستقرارات مستقلين فإن احتمال صحيتهما معا هو $(0.95)^2$ أو 0.9025 فقط. وعلى أي حال، فإن الاستقرارين ليسا مستقلين إذ يأتيان من مجموعة بيانات العينة نفسها، مما يجعل تحديد احتمال كونهما صحيحين معا أكثر صعوبة بكثير.

وكثيرا ما يتطلب تحليل البيانات، سلسلة من التقديرات (أو الاختبارات) ويريد المحلل أن يكون مطمئنا إلى صحة مجموعة التقديرات (أو الاختبارات) كافة. وسندعو مجموعة التقديرات (أو الاختبارات) قيد الاعتبار عائلة التقديرات (أو الاختبارات). وتتألف

العائلة في توضيحنا من تقديرين، لـ β_0 و β_1 ، على الترتيب. ومن ثم نميز بين معامل ثقة عبارة ومعامل ثقة عائلة. **لمعامل ثقة عبارة** هو النوع المعتاد لمعامل الثقة الذي نوقش سابقا، والذي يشير إلى نسبة التقديرات الصحيحة التي نحصل عليها عندما نكرر أخذ عينات، ونحسب فترة الثقة المحددة لكل عينة. **ومعامل ثقة عائلة**، من جهة أخرى، يشير إلى نسبة العائلات من التقديرات التي تكون جميع تقديراتها الفردية صحيحة وذلك عندما نكرر أخذ عينات ونحسب من كل عينة فترات الثقة لكل فرد من أفراد العائلة. وهكذا فإنه قبل القيام بالمعينة، يقابل معامل ثقة عائلة احتمال أن جميع عبارات العائلة ستكون صحيحة في آن واحد.

ولمزيد من التوضيح لمعنى معامل ثقة عائلة، لنعد إلى التقدير المشترك لـ β_0 و β_1 فيشير معامل ثقة عائلة، ولنقل 0.95 إلى أنه إذا تكرر أخذ عينات وحسبنا تقديري فترة لـ β_0 و β_1 من كل عينة بالطرق المحددة ذاتها، فإن 95 بالمائة من العينات ستؤدي إلى عائلة تقديرات تكون فيها فترتا الثقة صحيحتين. ومن أجل 5 بالمائة من العينات ستكون إما واحدة من الفترتين أو كلتاها غير صحيحة.

فترات الثقة المشتركة لبونفروني

من الواضح أن الطريقة التي تقدم معامل ثقة عائلة تكون في العادة مرغوبة جدا، لأنها تسمح للمحلل بوضع النتائج المنفصلة مع بعضها في مجموعة متكاملة من القرارات، مع الاطمئنان إلى أن مجموعة التقديرات بكاملها صحيحة. وطريقة بونفروني لتطوير فترات ثقة مشتركة مع معامل ثقة عائلة محدد هي طريقة سهلة جدا: يعدّل معامل ثقة كل عبارة ليكون أعلى من $1 - \alpha$ وبحيث يكون معامل ثقة العائلة، على الأقل $1 - \alpha$ ، والطريقة هي طريقة عامة يمكن تطبيقها في العديد من الحالات، كما سنرى، وليس فقط على التقدير المشترك لـ β_0 و β_1 . ونوضح هنا طريقة بونفروني مطبقة على تقدير β_0 و β_1 بصورة مشتركة.

نبدأ بحدي الثقة الاعتيادي لـ β_0 و β_1 بمعاملي ثقة عبارة يساوي $1 - \alpha$ لكل منهما. وهذه الحدود هي:

$$b_0 \pm t(1-\alpha/2; n-2)s\{b_0\}$$

$$b_1 \pm t(1-\alpha/2; n-2)s\{b_1\}$$

ومن ثمّ نتساءل: ماهو احتمال أن تكون كلا المجموعتين من الحدود صحيحتين؟.

لنرمز بـ A_1 لحادثة أن فترة الثقة الأولى لا تغطي β_0 ولنرمز بـ A_2 لحادثة أن فترة الثقة الثانية لا تغطي β_1 فنعلم أن:

$$P(A_1) = \alpha \quad P(A_2) = \alpha$$

وتعرض نظرية الاحتمال (1.6):

$$P(A_1 \cup A_2) = P(A_1) + P(A_2) - P(A_1 \cap A_2)$$

وبالتالي:

$$1 - P(A_1 \cup A_2) = 1 - P(A_1) - P(A_2) + P(A_1 \cap A_2) \quad (5.1)$$

والآن من نظريتي الاحتمال (1.9) و(1.10)، نجد:

$$1 - P(A_1 \cup A_2) = P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) = P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2})$$

$P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) \geq 0$ هو احتمال أن فترتي الثقة كليهما صحيحتان. وهكذا نجد من (5.1) أن:

$$P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) = 1 - P(A_1) - P(A_2) + P(A_1 \cap A_2) \quad (5.2)$$

وحيث إن $P(A_1 \cap A_2) \geq 0$ ، فنحصل من (5.2) على متباينة بونفروني:

$$P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) \geq 1 - P(A_1) - P(A_2) \quad (5.3)$$

والتي تصبح في حالتنا:

$$P(\overline{A_1} \cap \overline{A_2}) \geq 1 - \alpha - \alpha = 1 - 2\alpha \quad (5.3a)$$

وهكذا، فإنه إذا قُدرت β_0 و β_1 بصورة منفصلة، ولنقل، بـ 95 بالمائة فترة ثقة فإن متباينة بونفروني تضمن لنا، بمعامل ثقة عائلي يساوي 90 بالمائة على الأقل أن الفترتين الناتجتين من العينة نفسها صحيحتان معاً.

ويمكننا بسهولة استخدام متباينة بونفروني (5.3) للحصول على معامل ثقة عائلي يساوي، على الأقل $1 - \alpha$ لتقدير β_0 و β_1 . ونقوم بذلك من خلال تقدير β_0 و β_1 بصورة منفصلة، ومعامل ثقة عبارة يساوي $1 - \alpha/2$ لكل منهما، وهذا يعطي حد

بونفروني $\alpha - 1 = 1 - \alpha/2 - \alpha/2 = 1 - \alpha$. وهكذا يكون $\alpha - 1$ حدي ثقة عائليين لـ β_0 و β_1 ، وتدعى غالباً بمجموعة ثقة، مساويين وفقاً لطريقة بونفيروني

$$\begin{aligned} b_0 \pm Bs\{b_0\} \\ b_1 \pm Bs\{b_1\} \end{aligned} \quad (5.4)$$

حيث:

$$B = t(1 - \alpha/4; n - 2) \quad (5.4a)$$

لاحظ أن معامل ثقة عبارة مساوٍ لـ $\alpha/2 - 1$ يتطلب المئين 100 $(1 - \alpha/4)$ لتوزيع t وذلك لفترة ثقة ثنائية الجانب.

مثال

في مثال حجم الدفعة لشركة وستود، يتطلب 90 بالمائة فترة ثقة عائلة لـ β_0 ، β_1 و $B = t(1 - .10/4; 8) = t(.975; 8) = 2.306$ ولدينا من الفصل الثالث:

$$\begin{aligned} b_0 &= 10.0 & s\{b_0\} &= 2.50294 \\ b_1 &= 2.0 & s\{b_1\} &= .04697 \end{aligned}$$

وبالتالي يكون حدا الثقة لـ β_0 و β_1 على الترتيب $10.0 \pm 2.306(2.50294)$ و $2.0 \pm 2.306(0.04697)$ وفترتا الثقة المشتركة هما:

$$\begin{aligned} 4.2282 \leq \beta_0 \leq 15.7718 \\ 1.8917 \leq \beta_1 \leq 2.1083 \end{aligned}$$

وهكذا، نستنتج أن تقع β_0 بين 4.23 و 15.77 وتقع β_1 بين 1.89 و 2.11. ومعامل ثقة عائلي 0.90، على الأقل، نستنتج أن الطريقة تقود إلى تقديري فترة صحيحين.

تعليقات

١- نكرر هنا أن $\alpha - 1$ معامل ثقة عائلي لبونفروني هو، في الواقع، حد أدنى لمعامل الثقة العائلي الفعلي (وهو عادة غير معروف). وإلى الحد الذي يميل فيه تقديرا الفترة غير الصحيحين لـ β_0 و β_1 إلى الظهور معا في عائلة التقديرات، فإن العائلة من العبارات تنجو إلى أن تكون صحيحة بأكثر من $100(1 - \alpha)\%$ من المرات. وبسبب هذه الطبيعة المحافظة لطريقة بونفروني، فإنه غالباً ماتتحد معاملات الثقة العائلية عند مستويات أدنى (مثلا 90 بالمائة) مما لو كان المطلوب معامل ثقة لتقدير بمفرده.

٢- يمكن تمديد متباينة بونفروني (5.3a) بسهولة إلى g من فترات الثقة المتزامنة

بمعامل ثقة عائلي $1 - \alpha$.

$$P\left(\bigcap_{i=1}^g \bar{A}_i\right) \geq 1 - g\alpha \quad (5.5)$$

وهكذا إذا أردنا g من التقديرات بفترة، بمعامل ثقة عائلي $1 - \alpha$ يكفي إقامة كل تقدير بفترة بمعامل ثقة عبارة α/g .

٣- من أجل معامل ثقة عائلي معطى، فإنه كلما كبر عدد فترات الثقة في العائلة أصبح العامل B أكبر، مما قد يجعل بعض أو كل فترات الثقة من الاتساع بحيث لا فائدة ترحى منها. وفائدة طريقة بونفروني هي في العادة أكبر ما يمكن عندما لا يكون عدد التقديرات المتزامنة كبيراً جداً.

٤- ليس من الضروري في طريقة بونفروني أن يكون لفترات الثقة معاملات ثقة العبارة نفسها. إذ يمكن استخدام معاملات ثقة عبارة تختلف باختلاف أهمية كل تقدير. فمثلاً، في توضيحنا السابق، قد تُقدَّر β_0 بـ 92 بالمائة فترة ثقة و β_1 بـ 98 بالمائة فترة ثقة. ومن (5.3) نجد أن معامل ثقة العائلة سيبقى، على الأقل، 90 بالمائة.

٥- يمكن استخدام فترات الثقة المشتركة بصورة مباشرة للقيام باختبار. ولتوضيح هذا الاستخدام، افترض أن مهندساً صناعياً يعمل لدى شركة وستود قد وضع نظرية تزعم أن لدالة الانحدار مقطوعاً يساوي 13.0 وميلاً يساوي 2.5. وفي حين تقع 13.0 ضمن فترة ثقة β_0 فإن 2.5 لا تقع في فترة ثقة β_1 . وهكذا لا تكون توقعات المهندس النظرية صحيحة عند مستوى أهمية عائلي $\alpha = 0.10$.

٦- المقدَّران β_0 و β_1 مرتبطان عادة، ولكن حدي ثقة بونفروني المتزامنين في (5.4) يميزان هذا الارتباط فقط من خلال الحد الأعلى لمعامل ثقة العائلة. ويمكن إثبات أن التغيرات بين b_0 و b_1 هو:

$$\sigma\{b_0, b_1\} = -\bar{X}\sigma^2\{b_1\} \quad (5.6)$$

ونلاحظ أنه إذا كان \bar{X} موجباً فإن b_0 و b_1 يرتبطان سلبياً مما يؤدي إلى أنه إذا كان المقدَّر b_1 كبيراً جداً فإن المقدَّر b_0 يكون في الغالب صغيراً جداً والعكس بالعكس.

وفي مثال شركة وستود لدينا $\bar{X} = 50$ ، وبالتالي فإن التغيرات سالبة. وهذا يتضمن أن المقدرين b_0 و b_1 يميلان هنا إلى الجنوح في اتجاهين متضادين. وتوقع هذا بالبداية. وبما أن النقاط الملحوظة (X_i, Y_i) تقع في الربع الأول (انظر الشكل (٢-٢) أ) فمن المنتظر أنه إذا كان خط الانحدار التوفيقي شديد الانحدار (b_1 تبالغ في تقدير β_1) فمن المحتمل جدا أن يكون المقطوع منخفضا جدا (b_0 تقدير بالنقصان لـ β_0)، والعكس بالعكس. وعندما يكون المتغير المستقل $X_i - \bar{X}$ ، كما في النموذج البديل (2.6) فلا يكون b_0^* و b_1 وفقا لـ (5.6) مرتبطين لأن متوسط المشاهدات $X_i - \bar{X}$ صفر.

(٥ - ٢) تقدير متزامن لموسط الاستجابات

نرغب عادة في تقدير متوسطات الاستجابات عند عدد من مستويات X وذلك من بيانات العينة نفسها فقد ترغب شركة وستود، على سبيل المثال، تقدير متوسط عدد ساعات العمل لدفعات من 30، 55 و 80 قطعة. ونعلم فيما سبق كيف نقوم بذلك لأي مستوى من مستويات X وذلك بمعامل ثقة عبارة معطى، وسناقش الآن طريقتين لتقدير متزامن لمتوسطات الاستجابة بمعامل ثقة عائلة، وبحيث يتوافر ضمان معروف لكون جميع تقديرات متوسطات الاستجابة صحيحة. والطريقتان هما طريقة ووركنج - هوتلنج وطريقة بونفروني.

وسبب الاهتمام بمعامل ثقة عائلة هو أنه ليس ضروريا أن التقديرات المنفصلة لـ $E\{Y_h\}$ عند مستويات X_h مختلفة، جميعها صحيحة أو جميعها غير صحيحة، وذلك بالرغم من أنها جميعها مرتكزة على بيانات العينة نفسها وخط الانحدار التوفيقي نفسه. وقد يكون مركب خطأي المعانية لـ b_0 و b_1 بحيث يجعل تقديرات الفترة لـ $E\{Y_h\}$ صحيحة فوق مدى من مستويات X وغير صحيحة فيما عدا ذلك.

طريقة ووركنج - هوتلنج

تنطبق طريقة ووركنج - هوتلنج عندما تتألف عائلة التقديرات من جميع مستويات X الممكنة. وفي العادة نرغب، بالطبع، تقدير متوسط الاستجابة لعدد محدود فقط من مستويات X . وكتنتيجة لذلك، فإن معامل الثقة العائلي الفعلي عند تطبيق

طريقة ووركنج - هوتلنج لتقدير عدد محدّد فقط من مستويات الاستجابة سيكون، في واقع الأمر، أكبر من معامل الثقة المزعوم.

حدود الثقة المترامنة لـ g متوسط استجابة $E\{Y_h\}$ بطريقة ووركنج هوتلنج هي

من الشكل:

$$\hat{Y}_h \pm Ws\{\hat{Y}\} \quad (5.7)$$

حيث:

$$W^2 = 2F(1 - \alpha; 2, n - 2) \quad (5.7a)$$

\hat{Y}_h و $s\{\hat{Y}_h\}$ معرفان في (3.27) و (3.29)، على الترتيب.

مثال. في مثال حجم دفعة شركة وستود، نريد عائلة تقديرات لمتوسطات عدد ساعات العمل عند المستويات التالية لحجم الدفعة: 30، 55 و 80. ومعامل ثقة العائلة المطلوب هو 0.90. وقد حصلنا في الفصل الثالث، على \hat{Y}_h و $s\{\hat{Y}_h\}$ لـ $X_h = 55$. وبطريقة مشابهة نحصل على النتائج المطلوبة للدفتين الأخيرتين. ونلخصها هنا بدون توضيح الحسابات.

X_h	\hat{Y}_h	$s\{\hat{Y}_h\}$
30	70.0	1.27764
55	120.0	0.89730
80	170.0	1.65387

ولمعامل ثقة عائلة يساوي 0.90، نحتاج إلى $F(0.90; 2, 8) = 3.11$ وبالتالي:

$$W = 2.494 \quad W^2 = 2(3.11) = 6.22$$

ونستطيع الآن الحصول على فترات ثقة لمتوسطات عدد ساعات - العمل عند $X_h = 30$ ،

$X_h = 80$ و $X_h = 55$:

$$66.8 = 70.0 - 2.494(1.27764) \leq E\{Y_h\} \leq 70.0 + 2.494(1.27764) = 73.2$$

$$117.8 = 120.0 - 2.494(0.89730) \leq E\{Y_h\} \leq 120.0 + 2.494(0.89730) = 122.2$$

$$165.9 = 170.0 - 2.494(1.65387) \leq E\{Y_h\} \leq 170.0 + 2.494(1.65387) = 174.1$$

ومعامل ثقة عائلة 0.90 نستنتج أن متوسط عدد ساعات - العمل للدفعات من 30

قطعة يقع بين 66.8 و 73.2. وللدفعات من 55 قطعة يقع بين 117.8 و 122.2 أمّا

لدفعات من 80 قطعة فيقع بين 165.9 و 174.1. ويقدم معامل ثقة العائلة 0.90 ضماناً

بأن الطريقة تقود إلى أن التقديرات جميعها، في هذه العائلة من التقديرات، صحيحة.

طريقة بونفروني

طريقة بونفروني التي ناقشناها سابقا حول التقدير المتزامن لـ β_0 و β_1 ، هي طريقة عامة تماما. ولبناء عائلة من فترات الثقة لمتوسطات الاستجابة عند مستويات مختلفة لـ X ، نحسب حدي الثقة المعتادين لمتوسط استجابة بمفرده $E\{Y_h\}$ كما هو معطى في (3.32)، ونعدل معامل ثقة العبارة لينتج معامل ثقة العائلة المحدد.

وعندما يُراد تقدير $E\{Y_h\}$ لـ g من المستويات X_h ، بمعامل ثقة عائلي $1 - \alpha$ فإن

حدي ثقة بونفروني هما:

$$\hat{Y}_h \pm Bs\{\hat{Y}_h\} \quad (5.8)$$

حيث:

$$B = t(1 - \alpha/2g; n - 2) \quad (5.8a)$$

g عدد فترات الثقة في العائلة

مثال. تتطلب تقديرات متوسطات عدد ساعات - العمل بطريقة بونفروني لدفعات حجمها 30، 55 و 80 قطعة وبمعامل ثقة عائلة 0.90، البيانات نفسها التي تتطلبها في طريقة وركنج - هوتلنج المعروضة أعلاه. وبالإضافة إلى ذلك نحتاج إلى:

$$B = t[1 - 0.10/2(3); 8] = t(0.983; 8)$$

وباستيفاء خطي في الجدول (٢-أ) نجد $t(0.983; 8) = 2.56$ (انظر التعليق ٤ التالي).

وهكذا نحصل على فترات الثقة لمتوسطات عدد ساعات العمل لحجوم الدفعات

$$X_h = 30, X_h = 55 \text{ و } X_h = 80 \text{ بـ } 90 \text{ بالمائة معامل ثقة عائلي، كالتالي:}$$

$$66.7 = 70.0 - 2.56(1.27764) \leq E\{Y_h\} \leq 70.0 + 2.56(1.27764) = 73.3$$

$$117.7 = 120.0 - 2.56(.89730) \leq E\{Y_h\} \leq 120.0 + 2.56(.89730) = 122.3$$

$$165.8 = 170.0 - 2.56(1.65387) \leq E\{Y_h\} \leq 170.0 + 2.56(1.65387) = 174.2$$

تعليقات

١- في هذه الحالة يكون حدا ثقة ووركنج - هوتلنج أضيق قليلا من حدي بونفروني. وفي حالات أخرى حيث يكون عدد العبارات صغيرا، قد يكون حدا بونفروني أضيق. وللعائلات الكبيرة يكون حدا ثقة ووركنج - هوتلنج أضيق دائما،

لأن W في (5.7a) تبقى نفسها لأي عدد من العبارات في العائلة، بينما تصبح B في (5.8a) كبيرة كلما ازداد عدد العبارات. وعند التطبيق، حالما نحدد معامل ثقة العائلة، يمكن حساب المضاعفات W و B وتحديد الطريقة التي تقود إلى حدي ثقة أضيّق.

٢- تقدم كل من طريقي ووركينج - هوتلنج وبونفروني للتقديرات المتعددة لمتوسطات الاستجابة حدود دنيا لمعامل ثقة العائلة الفعلي.

٣- في بعض الأحيان لا تعرف مقدما مستويات المتغير المستقل التي نقدّر عندها متوسطات الاستجابة. بل يجري تحديدها مع سير التحليل. وفي مثل هذه الحالات يُفضل استخدام أسلوب ووركينج - هوتلنج لأن العائلة لهذا الأسلوب تشمل كل مستويات X الممكنة.

٤- لإيجاد مئينات غير مجدولة لتوزيع t ، يُعطي الاستيفاء الخطّي في جدول (٢-د)، عادة، تقريبات جيدة بصورة معقولة طالما كان عدد درجات الحرية غير صغير. وفي توضيحنا لطريقة بونفروني احتجنا $t(0.983; 8)$ ونعلم من جدول (٢-د) أن:

$$t(0.980; 8) = 2.449 \quad t(0.985; 8) = 2.634$$

ويعطي الاستيفاء الخطّي:

$$t(0.983; 8) = 2.449 + \left(\frac{0.983 - 0.980}{0.985 - 0.980} \right) (2.634 - 2.449) = 2.56$$

وتقدم كثير من حزم الحاسب الآلي مئينات التوزيع t وتوزيعات أخرى، مما يعني عن الاستيفاء من الجداول.

٥ - ٣) فترات تنبؤ مترانمة لمشاهدات جديدة

نعتبر الآن التنبؤ المترانم لـ g مشاهدة Y جديدة في g محاولة مستقلة عند g مستوى مختلف لـ X . ولتوضيح هذا النوع من التطبيق، دعنا نفرض أن شركة وستود تخطط لإنتاج الدفعات الثلاث القادمة بحجم 30، 55 و 80 قطعة، وترغب التنبؤ بساعات العمل لكل من هذه الدفعات بمعامل ثقة عائلي 0.95.

وسنستعرض هنا طريقتين، طريقة شفييه وطريقة بونفروني. وكلتاها تستفيد من نوع الحدود نفسه، كما هو في حالة التنبؤ بمشاهدة واحدة، والمعطاة في (5.35) ويتغير

فقط مضاعف الانحراف المعياري المقدّر. وتستخدم طريقة شفّيه توزيع F ، في حين تستخدم طريقة بونفروني توزيع t وحدود التنبؤ المتزامنة لـ g تنبؤ بطريقة شفّيه. بمعامل ثقة عائلي $1 - \alpha$ هي:

$$\hat{Y}_h \pm Ss\{Y_{h(new)}\} \quad (5.9)$$

حيث:

$$S^2 = gF(1 - \alpha; g, n - 2) \quad (5.9a)$$

وبطريقة بونفروني، تكون α لـ $1 - \alpha$ حدود تنبؤ متزامنة:

$$\hat{Y}_h \pm Bs\{Y_{h(new)}\} \quad (5.10)$$

حيث:

$$B = t(1 - \alpha/2g; n - 2) \quad (5.10a)$$

ونستطيع حساب المضاعفين S و B لرؤية أي الطريقتين تقدم حدي تنبؤ أضيق.

ولمثالنا، لدينا:

$$S^2 = 3F(.95; 3, 8) = 3(4.07) = 12.21 \quad S = 3.49$$

$$B = t[1 - 0.05/2(3); 8] = t(0.992; 8) = 3.04$$

ولذلك سنستخدم هنا طريقة بونفروني. ومن نتائج سابقة، نجد (الحسابات غير موضحة):

X_h	\hat{Y}_h	$s\{Y_{h(new)}\}$	$Bs\{Y_{h(new)}\}$
30	70.0	3.02198	9.18682
55	120.0	2.88187	8.76088
80	170.0	3.19926	9.72575

وحُدود التنبؤ المتزامنة للدفعات الثلاث القادمة، بمعامل ثقة عائلي 0.95 حيث $X_h = 30$ ،

$X_h = 80$ و $X_h = 55$ هي:

$$60.8 = 70.0 - 9.18682 \leq Y_{h(new)} \leq 70.0 + 9.18682 = 79.2$$

$$111.2 = 120.0 - 8.76088 \leq Y_{h(new)} \leq 120.0 + 8.76088 = 128.8$$

$$160.3 = 170.0 - 9.72575 \leq Y_{h(new)} \leq 170.0 + 9.72575 = 179.7$$

ومعامل ثقة عائلة لا يقل عن 0.95، يمكننا التنبؤ بأن ساعات العمل لأشواط الإنتاج الثلاثة القادمة ستكون ضمن الحدين أعلاه.

تعليقات

١- فترات التنبؤ المتزامنة لـ g مشاهدة Y جديدة عند g مستوى مختلف لـ X

ب- $1 - \alpha$ معامل ثقة عائلي أوسع من فترات الثقة المفردة المقابلة (3.35). وعندما لا يكون

عدد التنبؤات كبيراً، على أي حال، فإن الفرق في عرض الفترتين يبقى معتدلاً. وعلى سبيل المثال، كانت 95 بالمائة فترة تنبؤ مفردة في مثال شركة وستوود ستستخدم المضاعف t حيث $2.306 = (0.975; 8)$ وهو أصغر بقليل من المضاعف $B=3.04$ للتنبؤات الثلاثة معاً.

٢- لاحظ أن كلا من B و S تصبح أكبر مع ازدياد g . خلافاً لما نجده في التقديرات المترامنة لمتوسطات الاستجابة، حيث تصبح B الأكبر إلا أن W لا تزداد. عندما تكون g كبيرة، قد يصبح المضاعفان B و S كبيرين إلى الحد الذي يجعل فترات التنبؤ من الاتساع بحيث تصبح غير ذات جدوى. وعندئذ يمكن الاستفادة من تقانات تقدير مترامنة أخرى، مما نجده في المرجع [5.1].

(٤-٥) انحدار عبر نقطة الأصل

يُعرف أحياناً أن خط الانحدار يمر عبر نقطة الأصل $(0,0)$. ويحدث هذا، على سبيل المثال، عندما يكون X عدد الوحدات المنتجة و Y التكلفة المتغيرة، ولذلك، فإن $Y = 0$ تعريفاً عندما $X = 0$. ومثال آخر، حيث، X عدد أنواع الدخان المخزنة في سوق مركزية في تجربة (بما في ذلك الأسواق المركزية التي لا تخزن أية أنواع) و Y حجم مبيعات الدخان في السوق المركزي. ونموذج الخطأ الطبيعي لهذه الحالات هو نموذج الانحدار (3.1) نفسه باستثناء أن $\beta_0 = 0$.

$$Y_i = \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (5.11)$$

حيث β_1 معلومة، X_i ثوابت معروفة، ε_i مستقلة $N(0, \sigma^2)$.

ودالة الانحدار للنموذج (5.11) هي:

$$E\{Y\} = \beta_1 X \quad (5.12)$$

ويُحسب مقدر المربعات الدنيا لـ β_1 بجعل:

$$Q = \sum (Y_i - \beta_1 X_i)^2 \quad (5.13)$$

أصغر ما يمكن بالنسبة لـ β_1 والمعادلة الطبيعية الناتجة هي:

$$\sum X_i (Y_i - \beta_1 X_i) = 0 \quad (5.14)$$

وتقود إلى المقدر النقطي

$$b_1 = \frac{\sum X_i Y_i}{\sum X_i^2} \quad (5.15)$$

و b_1 المعطى في (5.15) هو أيضا مقدر الإمكانية العظمى.

وكمقدر غير منحاز لـ $E\{Y\}$ نجد:

$$\hat{Y} = b_1 X \quad (5.16)$$

و تُعرّف الرواسب، كالمعتاد، بالفرق بين القيم المشاهدة والتوقعية:

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i = Y_i - b_1 X_i \quad (5.17)$$

وكمقدر غير منحاز لـ σ^2 نجد:

$$MSE = \frac{\sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n-1} = \frac{\sum (Y_i - b_1 X_i)^2}{n-1} = \frac{\sum e_i^2}{n-1} \quad (5.18)$$

وسبب كون المقام $n-1$ هو أننا فقدنا درجة حرية واحدة فقط عند تقدير المعلمة الوحيدة في دالة الانحدار (5.12).

جدول (١-٥) حدود ثقة للانحدار عبر الأصل

تقدير لـ	التباين المقدر	حدا الثقة
β_1 (5.19)	$s^2\{b_1\} = \frac{MSE}{\sum X_i^2}$	$b_1 \pm ts\{b_1\}$
$E\{Y_h\}$ (5.20)	$s^2\{\hat{Y}_h\} = \frac{X_h^2 MSE}{\sum X_i^2}$	$\hat{Y}_h \pm ts\{\hat{Y}_h\}$
$Y_{h(new)}$ (5.21)	$s^2\{Y_{h(new)}\} = MSE \left(1 + \frac{X_h^2}{\sum X_i^2} \right)$	$\hat{Y}_h \pm ts\{Y_{h(new)}\}$

حيث: $t = t(1 - \alpha/2, n-1)$

وحدا الثقة لـ β_1 و $E\{Y_h\}$ ومشاهدة جديدة $Y_{h(new)}$ معروضة في الجدول (١-٥).
 لاحظ أن للمضاعف هنا درجة حرية، وهي درجات الحرية المرتبطة بـ MSE . وقد اشتقت النتائج في الجدول (١-٥) بطريقة مشابهة للنتائج السابقة الخاصة بنموذج الانحدار (3.1) وفي حين نواجه حدودا مثل $(X_i - \bar{X})^2$ أو $(X_h - \bar{X})^2$ في النموذج (3.1) مع جزء مقطوع نجد هنا X_i^2 و X_h^2 لأن نموذج الانحدار عبر الأصل.

مثال

تدير شركة تشارلز لتجهيزات أنابيب المياه 12 مستودعا. وفي محاولة لاختزال

إجراءات التخطيط والسيطرة، درس مستشار العلاقة بين وحدات العمل المنجزة X وتكلفة العمالة الكلية المتغيرة T في المستودعات خلال فترة الاختبار. والبيانات معطاة في العمودين (١) و(٢) من الجدول (٢-٥)، ويقدم الشكل (١-٥) رسم انتشار المشاهدات. استخدم نموذج (5.11) للانحدار عبر الأصل حيث تتضمن Y التكاليف المتغيرة فقط وتبدو الشروط الأخرى لنموذج الانحدار مُحَقَّقة كذلك. ومن العمودين (٣) و(٤) في الجدول (٢-٥) لدينا $\sum X_i Y_i = 894,714$ و $\sum X_i^2 = 190,763$ وبالتالي:

$$b_1 = \frac{\sum X_i Y_i}{\sum X_i^2} = \frac{894,714}{190,963} = 4.68527$$

ودالة الانحدار المقدرة:

$$\hat{Y} = 4.68527X$$

وفي الجدول (٢-٥) أعطيت القيم التوفيقية في العمود (٥) والرواسب في العمود (٦) ورُسِم خط الانحدار التوفيقي في الشكل (١-٥).

لتوضيح الاستقراءات في نموذج الانحدار عبر الأصل، افترض أننا نرغب تقدير فترة لـ بمعامل ثقة 95 بالمائة. بتزييع الرواسب في الجدول (٢-٥)، العمود (٦) وجمعها، نجد (الحسابات غير موضحة):

جدول (٢-٥) الانحدار عبر الأصل - مثال المستودع

(٦)	(٥)	(٤)	(٣)	(٢)	(١)	المستودع
e_i	\hat{Y}_i	X_i^2	$X_i Y_i$	تكلفة العمالة المتغيرة Y_i (بالدولار)	وحدات العمل المنجزة X_i	i
20.29	93.71	400	2,280	114	20	1
2.69	918.31	38,416	180,516	921	196	2
21.19	538.81	13,225	64,400	560	115	3
10.74	234.26	2,500	12,250	245	50	4
3.40	571.60	14,884	70,150	575	122	5
6.47	468.53	10,000	47,500	475	100	6
-16.61	154.61	1,089	4,554	138	33	7
5.47	721.53	23,716	111,958	727	154	8
0.18	374.82	6,400	30,000	375	80	9
-18.74	688.74	21,609	98,490	670	147	10
-24.72	852.72	33,124	150,696	828	182	11
<u>12.36</u>	<u>749.64</u>	<u>25,600</u>	<u>121,920</u>	<u>762</u>	<u>160</u>	<u>12</u>
22.72	6,367.28	190,963	894,714	6,390	1,359	المجموع

$$MSE = \frac{\sum e_i^2}{n-1} = \frac{2,457.6}{11} = 223.42$$

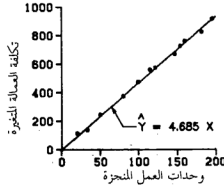
ومن الجدول (٢-٥) العמוד (٤)، لدينا $\sum X_i^2 = 190,963$ وبالتالي:

$$s^2\{b_1\} = \frac{MSE}{\sum X_i^2} = \frac{223.42}{190,963} = 0.0011700 \quad s\{b_1\} = 0.034205$$

ومن أجل 95 بالمائة معامل ثقة، نحتاج لـ $t(0.975; 11) = 2.201$ وحدا الثقة، وفقاً لـ

$$(5.19) \text{ في الجدول (١-٥)، هما } b_1 \pm ts\{b_1\} \text{ أو } 4.68527 \pm 2.201(0.034205)$$

شكل (١-٥) رسم انتشار وخط انحدار توفيقى عبر الأصل - مثال المستودع



ولذلك فإن 95 بالمائة فترة ثقة لـ β_1 هي:

$$4.61 \leq \beta_1 \leq 4.76$$

وهكذا، بنقطة 95 بالمائة، يُقدَّر أن متوسط توزيع تكاليف العمالة الكلية المتغيرة يزداد بما

يتراوح بين 4.61 و 4.76 دولار، لكل وحدة عمل منجزة إضافية.

تعليقات

١- في الانحدار الخطي عبر الأصل، لاتتوافر خاصية المربعات الدنيا من الشكل

$\sum e_i = 0$ وبالتالي، لاتتجمع الرواسب، عادة إلى الصفر، كما هو موضح في الجدول

(٢-٥)، العמוד (٦) لمثال المستودع. وتأتي الخاصية الوحيدة للرواسب هنا من المعادلة

الناظمية (5.14)، وتخصيصاً، $\sum X_i e_i = 0$.

٢- في تقدير الفترة لـ $E\{Y_h\}$ أو التنبؤ بـ $Y_{h(new)}$ ، لاحظ أن الفترات في (5.20)

و(5.21) في الجدول (١-٥) تتسع كلما ابتعد X_h عن الأصل. والسبب هو أن قيمة

دالة الانحدار معروفة بدقة عند نقطة الأصل، وبالتالي يزداد تأثير خطأ المعاينة في الميل b_1 أهمية كلما ابتعدت X عن الأصل.

٣- بما أنه ينبغي تقدير معلمة انحدار واحدة β_1 لدالة الانحدار (5.12)، فلا نحتاج هنا إلى طرق تقدير مترامنة لوضع عائلة من العبارات حول متوسطات استجابة متعددة. ومن أجل معامل ثقة $\alpha - 1$ معطى، يمكن تطبيق العلاقة (5.20) بصورة متكررة مستخدمين نتائج العينة المعروفة لمستويات مختلفة لـ X وذلك لتوليد عائلة من العبارات والتي يبقى معامل ثقة العائلة من أجلها $\alpha - 1$.

٤- ينبغي تقويم صلاحية نموذج الانحدار (5.11) شأنه شأن أي نموذج انحدار آخر. وحتى إذا عُرف أنه ينبغي لدالة الانحدار المرور من نقطة الأصل، فقد لا تكون الدالة خطية أو قد لا يكون تباين حدود الخطأ ثابتاً. وفي الغالب لا يمكن التأكد سلفاً من أن خط الانحدار (3.1) يمر من نقطة الأصل وعندئذ يكون استخدام نموذج الانحدار (3.1) مع جزء مقطوع أكثر أماناً في الممارسة العملية. وإذا مر خط الانحدار من نقطة الأصل، فسوف يختلف b_0 عن 0 بخطأ معاينة صغير فقط، وما لم يكن حجم العينة صغيراً جداً، فليس لاستخدام نموذج الانحدار (3.1) مساوئ تذكر. وإذا لم يمر خط الانحدار من نقطة الأصل، فسيُجنب استخدام نموذج الانحدار (3.1) صعوبات جدية ناتجة عن إجبار خط الانحدار على المرور من نقطة الأصل حيث لا يكون ذلك مناسباً.

(٥-٥) تأثير أخطاء القياس

في مناقشتنا لنماذج الانحدار حتى الآن، لم نعتبر صراحة وجود أخطاء قياس في أي من X أو Y . والآن نفحص باختصار تأثير أخطاء القياس.

أخطاء قياس في Y

إذا وُجدت أخطاء قياس عشوائية في المتغير التابع Y ، فلا تنشأ مشاكل جديدة عندما تكون هذه الأخطاء غير مرتبطة وغير منحازة (تنحوا أخطاء القياس موجبها وسالبها إلى أن تلغي بعضها البعض). اعتبر، على سبيل المثال، دراسة العلاقة بين الوقت اللازم لإنهاء مهمة Y وتعقيد المهمة X . فقد لا يقاس الوقت اللازم لإنهاء المهمة

بدقة لأن الشخص الذي يتولى ساعة القياس قد لا يقرم بإيقافها بدقة في اللحظة المناسبة. ومادامت أخطاء القياس هذه ذات طبيعة عشوائية وغير مرتبطة وغير منحازة، فيمكن امتصاص أخطاء القياس هذه بسهولة في حد خطأ النموذج ϵ .
 ويعكس حد خطأ النموذج التأثيرات المركبة لعدد كبير من العوامل التي لم يشملها النموذج، وواحد منها ببساطة هو الأخطاء العشوائية التي تعود إلى عدم الدقة في عملية قياس Y .

أخطاء قياس في X

ولسوء الحظ، تنطبق حالة أخرى إذا عُرف المتغير المستقل X مع خطأ قياس. وعلى وجه التأكيد يكون X ، في الغالب، معروفاً بدون خطأ قياس، كأن يكون المتغير المستقل سعر منتج، أو عدد المتغيرات في مسألة أمثلية، أو معدل الأجر لصنف من المستخدمين. وفي أحيان أخرى، على أي حال، قد تدخل أخطاء قياس في القيمة الملحوظة للمتغير المستقل، مثلاً، عندما يكون ضغطاً، أو درجة حرارة، أو سرعة خط إنتاج، أو عمر شخص.

وستستخدم التوضيح الأخير في تطويرنا لطبيعة المسألة. افترض أننا نحدر دخل العامل، على أساس القطعة، على عمره. وليكن X_i العمر الحقيقي للمستخدم i و X_i^* العمر الذي أعطاه المستخدم في سجل المستخدمين. ولا حاجة للقول، إن العمرين لا يتطابقان دائماً. ونعرف خطأ القياس δ_i كالتالي:

$$\delta_i = X_i^* - X_i \quad (5.22)$$

ونموذج الانحدار الذي نرغب دراسته هو:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon_i \quad (5.23)$$

ولكن، وبما أننا نلاحظ X_i^* فقط، فيصبح النموذج (5.23):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 (X_i^* - \delta_i) + \epsilon_i \quad (5.24)$$

حيث استبدلنا من (5.22) عند التعويض عن X_i . ويمكننا إعادة كتابة (5.24) كالتالي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i^* + (\epsilon_i - \beta_1 \delta_i) \quad (5.25)$$

وقد يبدو النموذج (5.25) وكأنه نموذج انحدار اعتيادي، بمتغير مستقل X وحد خطأ $\varepsilon - \beta_1 \delta_i$ ، إلا أنه ليس كذلك. فالتغير المستقل الملحوظ X_i^* هو متغير عشوائي مرتبط، كما سنرى، مع حد الخطأ $\varepsilon_i - \beta_1 \delta_i$. وتتطلب النظرية (3.40) الخاصة بمتغيرات مستقلة عشوائية، أن يكون حد الخطأ مستقلاً عن المتغير المستقل. وبالتالي لا تنطبق نتائج الانحدار كما نعرفها. على النموذج (5.25).

ونجد، بالبداهة أن $\varepsilon_i - \beta_1 \delta_i$ غير مستقلة عن X_i^* حيث تقيد العلاقة (5.22) $X_i^* - \delta_i$ لتكون مساوية لـ X_i . ولتحديد التبعية تحديداً رسمياً، دعنا نفرض أن:

$$E\{\delta_i\} = 0 \quad (5.26a)$$

$$E\{\varepsilon_i\} = 0 \quad (5.26b)$$

$$E\{\delta_i \varepsilon_i\} = 0 \quad (5.26c)$$

لاحظ أن (5.26a) تتضمن $E\{X_i^*\} = E\{X_i + \delta_i\} = X_i$ وتفرض (5.26c) أن خطأ القياس δ_i لا يرتبط مع خطأ النموذج ε_i إذ لدينا من (1.21a) $\sigma\{\delta_i, \varepsilon_i\} = E\{\delta_i \varepsilon_i\}$. باعتبار أن $E\{\delta_i\} = E\{\varepsilon_i\} = 0$ كما افترضنا في (5.26a) و (5.26b).

ونرغب الآن إيجاد التباين:

$$\begin{aligned} \sigma\{X_i^*, \varepsilon_i - \beta_1 \delta_i\} &= E\left\{ \left[X_i^* - E\{X_i^*\} \right] \left[(\varepsilon_i - \beta_1 \delta_i) - E\{\varepsilon_i - \beta_1 \delta_i\} \right] \right\} \\ &= E\left\{ (X_i^* - X_i)(\varepsilon_i - \beta_1 \delta_i) \right\} \\ &= E\{\delta_i(\varepsilon_i - \beta_1 \delta_i)\} \\ &= E\{\delta_i \varepsilon_i - \beta_1 \delta_i^2\} \end{aligned}$$

ومن (5.26c) لدينا الآن $E\{\delta_i \varepsilon_i\} = 0$ ومن (1.15a) لدينا $E\{\delta_i^2\} = \sigma^2\{\delta_i\}$ باعتبار أننا افترضنا $E\{\delta_i\} = 0$ في (5.26a) ولذلك نجد:

$$\sigma\{X_i^*, \varepsilon_i - \beta_1 \delta_i\} = -\beta_1 \sigma^2\{\delta_i\} \quad (5.27)$$

وهذا التباين ليس صفراً إذا كانت هناك علاقة انحدار خطية بين X و Y .

وإذا طبقت طرق المربعات الدنيا القياسية على النموذج (5.25)، فالمقدّران b_0 و b_1 منحازان، وكذلك يفتقران إلى خاصية الاتساق. وتواجهنا مصاعب جمة في تطوير مقدرين غير منحازين عندما توجد أخطاء قياسات في X ، وإحدى الطرق هي فرض شروط قاسية على المسألة - على سبيل المثال، وضع افتراضات قوية إلى حد ما حول

خواص توزيعات δ وتغاير مع δ وهلم جرا. وطريقة أخرى تتمثل في استخدام متغيرات إضافية نعلم أنها على صلة بقيمة X الحقيقية، ولكنها ليست مرتبطة مع أخطاء القياس δ . تسمى مثل هذه المتغيرات *متغيرات أدواتية* لأنها تُستخدم كأداة في دراسة العلاقة بين X و Y . والمتغيرات الأدواتية تجعل من الممكن إيجاد مقدرات متسقة لمعامل الانحدار. ويمكن العثور على مناقشات للطرق الممكنة ومراجع إضافية في كتب متخصصة مثل مرجع [5.2].

ملاحظة

قد نتساءل لماذا التمييز بين الحالة التي يكون X فيها متغيراً عشوائياً، والتي درسناها في الفصل الثالث، وبين الحالة التي تخضع فيها X لأخطاء قياس عشوائية، ولماذا توجد مشاكل خاصة بالحالة الأخيرة. عندما يكون X متغيراً عشوائياً، فإنه لا يخضع لسيطرة المحلل وسيتغير عشوائياً من محاولة إلى أخرى، كأن يكون X عدد الأشخاص الداخلين إلى متجر في يوم ما. وإذا لم يكن هذا المتغير X خاضعاً لخطأ قياس، على أي حال، فيمكن التحقق بدقة من قيمته في محاولة معينة. وهكذا، إذا لم توجد أخطاء قياس في تعداد الأشخاص الداخلين إلى متجر في يوم ما، فلدى المحلل معلومات دقيقة لدراسة العلاقة بين عدد الأشخاص الداخلين إلى المتجر والمبيعات، هذا بالرغم من أن مستويات عدد الأشخاص الداخلين بالفعل إلى المتجر لا يخضع للسيطرة. وعلى الوجه الآخر، إذا كانت أخطاء القياس في عدد الأشخاص الداخلين إلى المتجر موجودة فسنحصل على صورة مشوهة للعلاقة بين عدد الأشخاص والمبيعات ذلك لأنه سيحري توفيق المبيعات الملحوظة لأعداد غير صحيحة من الأشخاص. وهذا التأثير التشويهي لأخطاء القياس موجود سواء أكان X مثبتاً أم عشوائياً.

نموذج بيركسون

توجد هناك حالة لا تشكل معها أخطاء القياس في X أي مشكلة. لوحظت هذه الحالة أولاً من قبل بيركسون [مرجع 5.3]. فكثيراً ما يوضع المتغير المستقل في تجربة عند قيمة مستهدفة. فمثلاً، في تجربة تتناول تأثير درجة الحرارة في إنتاجية ضارب آلة

كاتبية، قد توضع درجة الحرارة عند مستويات مستهدفة مثل 68°F و 70°F وما شابه، وذلك بالسيطرة على درجة الحرارة من خلال ثرموستات. فدرجة الحرارة الملحوظة X_i مثبتة هنا، في حين أن درجة الحرارة الفعلية متغير عشوائي باعتبار أن الثرموستات قد لا يكون دقيقاً تماماً. وهناك حالة مشابهة عندما يوضع ضغط الماء تبعاً لمنظم أو عندما نختار للدراسة عمالاً من عمر محدد طبقاً لسجلات عملهم.

وفي جميع هذه الحالات، نجد أن الملاحظة X_i^* كمية مثبتة بينما القيمة الصحيحة غير الملحوظة X_i هي متغير عشوائي. وخطأ القياس، كما سبق:

$$\delta_i = X_i^* - X_i \quad (5.28)$$

وعلى أي حال، لا توجد هنا قيود على العلاقة بين X_i^* و δ_i لأن X_i^* كمية مثبتة. ومرة ثانية نفترض أن $E\{\delta_i\} = 0$.

ولا يزال من الممكن تطبيق النموذج (5.25)، الذي نحصل عليه عندما نستبدل $X_i^* - \delta_i$ بـ X_i في حالة بيركسون:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i^* + (\delta_i - \beta_1 \delta_i) \quad (5.29)$$

والقيمة المتوقعة لحد الخطأ $E\{\delta_i - \beta_1 \delta_i\}$ تساوي الصفر كالسابق، لأن $E\{\delta_i\} = 0$ و $E\{\delta_i\} = 0$ وبالإضافة إلى ذلك فإن $\delta_i - \beta_1 \delta_i$ غير مرتبطة مع X_i^* الآن، لأن X_i^* ثابت في حالة بيركسون. وبالتالي تتحقق الشروط التالية لنموذج الانحدار العادي:

١- توقع حدود الخطأ يساوي الصفر.

٢- المتغير المستقل ثابت، وبالتالي لا ترتبط به حدود الخطأ.

وهكذا يمكن تطبيق طرق المربعات الدنيا على حالة بيركسون بدون تعديل، وسيكون المقدّران b_0 و b_1 غير منحازين. وإذا أمكن كالمعتاد افتراض طبيعية الأخطاء $\delta_i - \beta_1 \delta_i$ وثبات تبانيها فيمكن الاستفادة من تقديرات الفترة والاختبارات المعتادة.

(٦-٥) تنبؤات عكسية

أحيانا، يُستخدم نموذج الانحدار Y على X للتنبؤ بقيمة X التي نشأت عنها مشاهدة جديدة، ويعرف هذا بالتنبؤ العكسي. ونوضح التنبؤات العكسية بمثالين:

١- حذر محلل رابطة تجارية سعر بيع منتج Y على تكلفته X وذلك في الشركات الـ 15 الأعضاء في الرابطة. سعر البيع $Y_{h(new)}$ لشركة أخرى لانتتمي للرابطة التجارية معروف، ومن المرغوب تقدير التكلفة $X_{h(new)}$ لهذه الشركة.

٢- أُجري تحليل الانحدار لنقص مستوى الكوليسترول Y المقابل لجرعة دواء جديد X وذلك بالاستناد إلى مشاهدات من 50 مريضا. ويعالج طبيب مريضا جديدا ينبغي له إنقاص مستوى الكوليسترول بمقدار $Y_{h(new)}$ ويرغب في تقدير مستوى الجرعة X المناسب للوصول إلى النقص المطلوب $Y_{h(new)}$ في مستوى الكوليسترول.

في التنبؤ العكسي، نفرض كالسابق نموذج الانحدار (3.1):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad (5.30)$$

ونحصل كالمعتاد على دالة الانحدار المقدرة بالاستناد إلى n مشاهدة:

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X \quad (5.31)$$

ومع توافر مشاهدة جديدة $Y_{h(new)}$ نرغب في تقدير المستوى $X_{h(new)}$ الذي نشأت عنه هذه المشاهدة الجديدة. ونحصل على تقدير نقطي عادي بحل (5.31) من أجل X علما أن $Y_{h(new)}$ معروفة:

$$\hat{X}_{h(new)} = \frac{Y_{h(new)} - b_0}{b_1} \quad b_1 \neq 0 \quad (5.32)$$

حيث يشير $\hat{X}_{h(new)}$ إلى المقدّر النقطي للمستوى الجديد $X_{h(new)}$ ويحتوي الشكل (٢-٥) على تمثيل لهذا المقدّر النقطي في مثال سناقشه بعد قليل. وفي الواقع إن $\hat{X}_{h(new)}$ هو مقدّر الإمكانية العظمى لـ $X_{h(new)}$ في نموذج الانحدار (3.1).

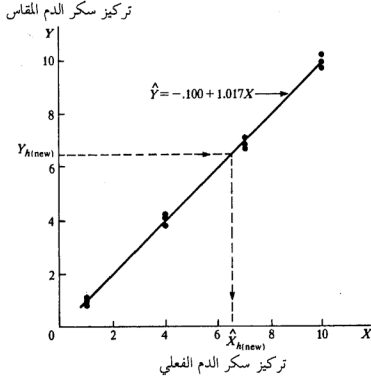
ويمكن تبين أن الـ $(1 - \alpha)$ حدي ثقة لـ $X_{h(new)}$ هما:

$$\hat{X}_{h(new)} \pm t(1 - \alpha/2; n - 2) s\{\hat{X}_{h(new)}\} \quad (5.33)$$

حيث:

$$s^2 \{\hat{X}_{h(new)}\} = \frac{MSE}{b_1^2} \left[1 + \frac{1}{n} + \frac{(\hat{X}_{h(new)} - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (5.33a)$$

شكل (٥-٧) رسم انتشار وخط الانحدار التوفيقي - مثال المعايير.



مثال

في إحدى التجارب استخدم باحث في علوم الطب طريقة جديدة لقياس التركيز المنخفض لسكر الدم (Y) وذلك في عينة، تركيز السكر فيها معروف (X). وفي مجمل التجربة استخدمت أربعة مستويات للتركيز. ولدى توفيق نموذج الانحدار (3.1) وجدنا النتائج التالية:

$$\begin{array}{llll} n = 12 & b_0 = 0.100 & b_1 = 1.017 & MSE = .0272 \\ s\{b_1\} = .0142 & \bar{X} = 5.500 & \bar{Y} = 5.492 & \sum (X_i - \bar{X})^2 = 135 \\ & & \hat{Y} = -.100 + 1.017X & \end{array}$$

رُسمت البيانات وخط الانحدار المقدر في شكل (٥-٢).

يرغب الباحث أولاً التأكد من أن هناك صلة خطية بين المتغيرين. وقد قام باختبار $H_0: \beta_1 = 0$ ضد $H_a: \beta_1 \neq 0$ مستفيداً من إحصاء الاختبار $t^* = b_1 / s\{b_1\} = 1.017 / 0.0142 = 71.6$ و $|t^*| = 71.6 > 2.228 = t(0.975; 10)$ و $\alpha = 0.05$ ومستخدماً أن $\beta_1 \neq 0$ أي أنه توجد صلة خطية بين التركيز المقاس والتركيز الفعلي. ويرغب الباحث الآن استخدام علاقة الانحدار للمريض جديد أعطت طريقة القياس الجديدة من أجله $Y_{h(new)} = 6.52$ ويريد تقدير التركيز الفعلي $X_{h(new)}$ لهذا المريض مستخدماً 95 بالمائة فترة ثقة.

باستخدام (5.32) و (5.33a) نجد:

$$\hat{X}_{h(new)} = \frac{6.52 - (-0.100)}{1.017} = 6.509$$

$$s^2\{\hat{X}_{h(new)}\} = \frac{0.0272}{(1.017)^2} \left[1 + \frac{1}{2} + \frac{(6.509 - 5.500)^2}{135} \right] = 0.0287$$

وبالتالي $s\{\hat{X}_{h(new)}\} = 0.1694$ ، ونحتاج إلى $t(0.975; 10) = 2.228$ وباستخدام (5.33) نجد حدي الثقة (1.694) 6.509 ± 2.228 . وبالتالي تكون الـ 95 بالمائة فترة ثقة:

$$6.13 \leq X_{h(new)} \leq 6.89$$

وهكذا يمكن الاستنتاج بـ 95 بالمائة ثقة أن تركيز السكر الفعلي يقع بين 6.13 و 6.89 وهو على وجه التقريب ± 6 بالمائة خطأ، وقد اعتبره الباحث خطأ معقولاً.

تعليقات

١- تُعرف مسألة التنبؤ المعكوس، كذلك، بمسألة المعايرة، إذ تُطبق عندما تكون قياسات تقريبية وغير مكلفة وسريعة لـ Y على صلة بقياسات X محكمة، ومُكلفة في الغالب، وتستغرق زمناً، وتستند إلى n مشاهدة. ويُستخدم نموذج الانحدار الناتج لتقدير القياس الدقيق $X_{h(new)}$ المقابل لقياس تقريبي جديد $Y_{h(new)}$ وأوضحنا هذا الاستخدام في مثال المعايرة.

٢- تكون فترة الثقة التقريبية (5.33) مناسبة. إذا كانت الكمية:

$$\frac{[t(1-\alpha/2; n-2)]^2 MSE}{b_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (5.34)$$

صغيرة، ولنقل أقل من 0.1 وهذه الكمية هي، في مثال المعايير:

$$\frac{(2.228)^2 (0.0272)}{(1.017)^2 (135)} = 0.00097$$

وبالتالي تكون فترة الثقة التقريبية مناسبة هنا.

٣- نحصل بسهولة على فترات تنبؤ مترامنة قائمة على عدد g من القياسات

الملاحظة الجديدة والمختلفة $X_{n(new)}$ بمعامل ثقة عائلي، $(1 - \alpha)$ مستخدمين إما طريقة بونفروني أو طريقة شيفيه اللتين ناقشناهما في الفقرة (٥ - ٣). ونستبدل:

$$B = t(1 - \alpha/2g; n - 2) \text{ أو } S = [gF(1 - \alpha; g, n - 2)]^{1/2} \text{ بالقيمة } S = t(1 - \alpha/2; n - 2) \text{ في (5.33).}$$

(٥-٧) اختيار مستويات X

عند الحصول على بيانات الانحدار في تجربة، فإن مستويات X التي ستقاس من أجلها المشاهدات Y تكون تحت سيطرة المحرّب. ومن بين أشياء أخرى، على المحرّب أن يأخذها في اعتباره:

١- كم مستو من مستويات X ينبغي أن تتناوله الدراسة؟

٢- ماهما المستويان المتطرفان (أصغر مستوى وأكبر مستوى)؟

٣- كيف ستكون مسافات بقية المستويات بعضها عن بعض، إن وُجدت؟

٤- ماعدد المشاهدات التي ينبغي أخذها عند كل مستوى من مستويات X ؟

لا توجد إجابة مفردة على هذه الأسئلة، لأن الأجوبة تختلف باختلاف الغرض من تحليل الانحدار. وكما ذكرنا سابقاً فإن الأهداف الممكنة لتحليل الانحدار هي أهداف متنوعة. وقد يكون الهدف الرئيس تقدير ميل خط الانحدار، أو في بعض الحالات تقدير الجزء المقطوع. وفي العديد من الحالات يكون الهدف الرئيس هو التنبؤ بمشاهدة جديدة أو أكثر، أو تقدير متوسط استجابة أو أكثر. وعندما تكون دالة الانحدار منحنية، فقد يكون الهدف الرئيس تحديد أعلى أو أدنى متوسط استجابة. ويبقى أن نقول إن الغرض الرئيس، في بعض الأحيان هو تحديد طبيعة دالة الانحدار.

ولتوضيح كيفية تأثيرات الهدف في التصميم، لنشامل تباينات b_0 ، b_1 و $Y_{h(new)}$ والتي استنبطت سابقاً لنموذج الانحدار (3.1):

$$\sigma^2 \{b_0\} = \sigma^2 \frac{\sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{X}^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (5.35)$$

$$\sigma^2 \{b_1\} = \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (5.36)$$

$$\sigma^2 \{\hat{Y}_h\} = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(X_h - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (5.37)$$

$$\sigma^2 \{Y_{h(new)}\} = \sigma^2 \left[1 + \frac{1}{n} + \frac{(X_h - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (5.38)$$

فتباين الميل يكون أقل مايمكن إذا كان $\sum (X_i - \bar{X})^2$ أكبر مايمكن، ويمكن إنجاز ذلك باستخدام مستويين لـ X ، عند بداية ونهاية مدى النموذج، ووضع نصف المشاهدات عند كل من المستويين. وبالطبع إذا لم يكن الباحث متأكداً من خطية دالة الانحدار، فسوف يتردد في استخدام مستويين فقط إذ أن النقطتين لاتوفران أية معلومات عن الانحرافات الممكنة عن الخطية.

وإذا كان الهدف الرئيس هو تقدير β_0 ، فلا أهمية لعدد المستويات أو لمواقعها، ما دامت $\bar{X} = 0$. وعلى الوجه الآخر، عند تقدير متوسط الاستجابة المقابل لـ X أو التنبؤ بمشاهدة جديدة عند X_h ، فمن الأفضل استخدام مستويات X بحيث يكون $\bar{X} = X_h$. وإذا أردنا تقدير عدة مستويات استجابة أو التنبؤ بعدة مشاهدات جديدة، فمن الأفضل نشر مستويات X بحيث يكون \bar{X} في مركز مستويات X_h التي هي موضع الاهتمام.

وبالرغم من أن عدد ومستويات X ومسافاتهما بعضها عن بعض تعتمد بقوة على الغرض الرئيس من تحليل الانحدار، يمكن إعطاء بعض النصائح العامة، لاستخدامها كنقطة انطلاق، على الأقل ويقترح د. ر. كوكس مايلي:

استخدم مستويين عندما يكون الهدف بصورة رئيسة، فحص ما إذا كان... (للتغير المستقل)... تأثير، وفي أي اتجاه يعمل هذا التأثير. واستخدم ثلاثة مستويات عندما نتوقع أن يكون وصف منحني الاستجابة من خلال ميله وانحنائه وصفاً مناسباً؛ وينبغي أن يغطي هذا

معظم الحالات. واستخدم أربعة مستويات إذا كان من المهم القيام بمزيد من الفحوص لشكل منحني الاستجابة واستخدم أكثر من أربعة مستويات عندما يكون المطلوب تقدير الشكل التفصيلي لمنحني الاستجابة، أو عندما نتوقع أن يرتفع المنحني إلى قيمة مقارنة، أو، بصورة عامة، لبيان نواح لا يمكن وصفها وصفا مناسباً من خلال الميل والانحناء. وفيما عدا الحالات الأخيرة هذه يكون من المستحسن عامة استخدام مستويات متساوية البعد بعضها عن بعض وبأبعاد متساوية من المشاهدات عند كل مستوى [مرجع 5.4].

مراجع

- [5.1] Miller, R. G., Jr. *Simultaneous Statistical Inference*; 2nd ed. New York: Springer Verlag, 1981, pp. 114 - 16.
- [5.2] Fuller, W. A. *Measurement Error Models*. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- [5.3] Berkson, J. "Are There Two Regressions?" *Journal of the American Statistical Association*, 45 (1950), pp. 164 - 80.
- [5.4] Cox, D. R. *Planning of Experiments*. New York: John Wiley & Sons, 1958, 141 - 42.

مسائل

- (١-٥) عند تطوير فترات ثقة مشتركة لـ β_0 و β_1 بطريقة بونفروني بـ 90 في المائة معامل ثقة عائلي، هل يتضمن هذا أن فترات الثقة لـ β_0 ستكون غير صحيحة في 10 بالمائة من المرات؟ إن فترات الثقة لـ β_0 غير صحيحة في 5 بالمائة من المرات وأن فترات الثقة لـ β_1 ستكون غير صحيحة في 5 بالمائة من المرات؟ ناقش.
- (٢-٥) بالعودة إلى المسألة (١-٣) افترض أن الطالب ضمّ فترتي الثقة في مجموعة ثقة واحدة. ماذا يمكنك القول عن معامل الثقة العائلي لهذه المجموعة؟
- (٣-٥) بالعودة إلى مسألتي صيانة الحاسبات (٢-١٨) و (٣-٥).
- ١ - هل يحيل b_0 و b_1 هنا إلى الخطأ في الاتجاه نفسه أم في اتجاهين متضادين؟ وضح.
- ب - أوجد فترتي ثقة بونفروني المشتركة لـ β_0 و β_1 مستخدماً 95 بالمائة معامل ثقة عائلي.

جـ - يقترح مستشار أن β_0 ينبغي أن يكون صفراً وأن β_1 ينبغي أن يساوي 14.0. هل تدعم فترتنا ثقتك المشتركة في (ب) وجهة النظر هذه؟

(٤-٥) بالعودة إلى مسألة تكسر الشحنات (٢-١٩).

١ - هل تميل b_0 و b_1 هنا إلى الخطأ في الاتجاه نفسه أم في اتجاهين متضادين؟ وضح.

ب - أوجد فترتي ثقة بونفروني المشتركة لـ β_0 و β_1 مستخدماً 99 بالمائة معامل ثقة عائلي. فسر فترتي ثقتك.

(٥-٥) بالعودة إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢-٢٠).

١ - أوجد فترتي ثقة بونفروني المشتركة لـ β_0 و β_1 مستخدماً 90 بالمائة معامل ثقة عائلي. فسر فترتي ثقتك.

ب - هل b_0 و b_1 مرتبطان إيجاباً أم سلباً هنا؟ هل ينعكس هذا في فترتي ثقتك المشتركة في الجزء (١)؟

جـ - ماهو معنى معامل ثقة العائلة في الجزء (١)؟

(٦-٥) عُذ إلى مسألة كتلة العضلة (٢-٢٥).

١ - أوجد فترتي ثقة بونفروني المشتركة لـ β_0 و β_1 مستخدماً 99 بالمائة معامل ثقة عائلي. فسر فترتي ثقتك.

ب - هل تميل b_0 و b_1 هنا إلى الخطأ في الاتجاه نفسه أم في اتجاهين متضادين؟ وضح.

جـ - يقترح باحث أن ينبغي أن β_0 تساوي تقريباً 160 وأن β_1 ينبغي أن تقع بين 1.9 و 1.5. هل تدعم فترتنا ثقتك المشتركة في الجزء (أ) هذا التوقع؟

(٧-٥) بالعودة إلى مسألتي صيانة الحاسبات (٢-١٨) و (٣-٥).

١ - قسّر توقع عدد الدقائق المستغرقة عندما يوجد 3، 5 و 7 آلات، على الترتيب، تحتاج إلى خدمة. استخدم تقديرات فترة بـ 90 بالمائة معامل ثقة عائلي معتمداً على طريقة ووركنج - هوتلنج.

ب - تم ترتيب ندائي خدمة صيانة وقائية، وعدد الآلات التي ستجري خدمتها

فيهما 4 و 7 على الترتيب. ونرغب في عائلة من فترتي تنبؤ للزمتين اللذين سيستغرقهما النداءان بـ 90 بالمائة معامل ثقة عائلي. أي من الطريقتين، شفّيه أم بونفروني، ستقدم حدي تنبؤ أضيق هنا؟
جـ - أوجد العائلة من حدي التنبؤ المطلوبة في الجزء (ب) مستخدما الطريقة الأكثر كفاءة.

(٨-٥) بالعودة إلى مسألة تكسر الشحنات (٢-١٩).

١ - من المرغوب فيه إيجاد تقديرات فترة لمتوسط عدد الأنبولات المكسورة عندما يوجد 0 ، 1 و 2 من التحويصلات للشحنة، وذلك باستخدام 95 بالمائة معامل ثقة عائلي. أوجد فترات الثقة المرغوبة مستخدما طريقة ووركنج - هوتلنج.
ب - هل فترات الثقة التي حصلت عليها في الجزء أكثر كفاءة من فترات (ا) بونفروني هنا؟ وضح.
جـ - ستعرض الشحنات الثلاث القادمة إلى 0، 1 و 2 تحويلا على الترتيب. أوجد حدي تنبؤ لعدد الأنبولات المكسورة لكل من هذه الشحنات الثلاث مستخدما طريقة شفّيه و 95 بالمائة معامل ثقة عائلي.
د - هل ستكون طريقة بونفروني أكثر كفاءة في تطوير فترات التنبؤ في الجزء (ج)؟ وضح.

(٩-٥) بالعودة إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢-٢٠).

١ - ترغب الإدارة في إيجاد تقديرات فترة لمتوسطات الصلابة عندما يكون الوقت المنصرم 20، 30 و 40 ساعة، على الترتيب، احسب فترات الثقة المرغوبة مستخدما طريقة بونفروني و 90 بالمائة معامل ثقة عائلة. ما هو معنى معامل ثقة العائلة هنا؟
ب - هل طريقة بونفروني المستخدمة في الجزء (ا) الطريقة الأكثر كفاءة التي يمكن استخدامها هنا؟ وضح.

جـ - سُقّاس الوجدتان القادمتان من أجل وقت منصرم مقداره 30 و 40 ساعة على الترتيب. تنبأ بصلاية كل من هاتين الوجدتين مستخدما الطريقة الأكثر كفاءة مع 90 بالمائة معامل ثقة عائلية.

(١٠٠-٥) بالعودة إلى مسألة كتلة العضلة (٢-٢٥).

١ - يهتم اختصاصي تغذية، على وجه الخصوص، بمتوسط كتلة العضلة لنساء أعمارهن 45، 55 و 65. أوجد فترات ثقة مشتركة للمتوسطات موضع الاهتمام مستخدما طريقة ووركنج - هوتلنج، و 90 بالمائة معامل ثقة عائلية.

ب - هل طريقة ووركنج - هوتلنج هي الطريقة الأكثر كفاءة التي يمكن استخدامها في الجزء (١)؟ وضح.

جـ - اتصلت ثلاث نساء أخريات أعمارهن 48، 59 و 74 سنة باختصاصي التغذية. تنبأ بكتلة العضلة لكل من هؤلاء النسوة الثلاث مستخدما طريقة بونفروني و 95 بالمائة معامل ثقة عائلية.

د - لاحقا، يرغب اختصاصي التغذية التنبؤ بكتلة العضلة لامرأة رابعة عمرها 64، مع 95 بالمائة معامل ثقة عائلية للتنبؤات الأربعة. هل يجب إعادة حساب فترات التنبؤ الثلاث في الجزء (ج)؟

هل يكون جوابك هذا صحيحا أيضا لو استخدمت طريقة شيفيه لوضع فترات التنبؤ؟

(١١٠-٥) صرح عالم سلوكي حديثا: "لست أبدا متأكدا مما إذا كان خط الانحدار يمر من نقطة الأصل. وبالتالي فسوف لا أستخدم مثل هذا النموذج "عَلَقَ.

(١٢٠-٥) أخطاء مطبعية. فيما يلي عدد لوحات الطباعة لمخطوطة (X) والتكلفة الكلية بالدولار لتصحيح الأخطاء المطبعية (Y) وذلك في عينة عشوائية من الطلبات الحديثة التي تعهدها شركة متخصصة في مخطوطات تقنية. وبما أن Y ينطوي على متغير تكاليف فقط فقد رغب محلل في تحديد ما إذا كان نموذج الانحدار عبر نقطة الأصل (5.11) ملائما للدراسة العلاقة بين المتغيرين:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X_i	7	12	10	10	14	25	30	25	18	10	4	6
Y_i	128	213	191	178	250	446	540	457	324	177	75	107

ا - قم بتوفيق نموذج الانحدار (5.11) واعرض دالة الانحدار المقدرة.
 ب - ارسم دالة الانحدار المقدرة والبيانات. هل يبدو أن دالة انحدار خطية مارة من نقطة الأصل تشكل توفيقا جيدا هنا ؟ علّق.

ج - عند تقدير تكاليف معالجة طلبيات محتملة، استخدمت الإدارة معيارا من 17.50 دولارا لكل لوحة كتكلفة تصحيح أخطاء مطبعية. اختبر ما إذا كان ينبغي تحسين هذا المعيار أم لا؟ استخدم $\alpha = 0.02$. اعرض البديلين، وقاعدة القرار والنتيجة.

د - أوجد فترة تنبؤ لتكلفة التصحيح لعمل قادم يتضمن 10 لوحات. استخدم 98 بالمائة معامل ثقة.

(١٣-٥) بالعودة إلى مسألة أخطاء مطبعية (١٢-٥).

ا - أوجد الرواسب e_i . هل تجمع إلى الصفر ؟ ارسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية \hat{Y}_i . ماهي النتائج التي يمكن استخلاصها من رسمك ؟
 ب - قم باختبار رسمي لنقص التوفيق في انحدار خطي عبر الأصل ; استخدم $\alpha = 0.01$. اعرض البديلين وقاعدة القرار والنتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار؟

(١٤-٥) بالعودة إلى مسألة المعدل التراكمي (١٧-٢). افترض أن نموذج الانحدار الخطي عبر الأصل (5.11) مناسب.

ا - قم بتوفيق نموذج الانحدار (5.11) واعرض دالة الانحدار المقدرة.
 ب - قُدِّر β_1 بـ 95 بالمائة فترة ثقة.فسر تقديرك بفترة.
 ج - قُدِّر المعدل التراكمي المتوسط للطلاب المستحقين الذين نالوا درجة 5.7 في امتحان الدخول. استخدم 95 بالمائة فترة ثقة.

(١٥-٥) بالعودة إلى مسألة المعدل التراكمي (١٤-٥).

ا - ارسم خط الانحدار التوفيقي والبيانات، هل تبدو دالة الانحدار الخطية عبر الأصل توفيقا جيدا هنا.

ب - أوجد الرواسب e_i ، هل تجمع إلى الصفر؟ ارسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية \hat{y}_i . ماهي النتائج التي يمكن استخلاصها من رسمك ؟
 ج - قم باختبار رسمي لنقص التوفيق لانحدار خطي عبر الأصل ؛ استخدم $\alpha = 0.005$ اعرض البدلين وقاعدة القرار والنتيجة. ما هي القيمة P للاختبار؟

(١٦-٥) بالعودة إلى مسألة صيانة الحاسبات (٢-١٨). افترض أن نموذج الانحدار الخطي عبر الأصل (5.11) مناسب.
 ا - أوجد دالة الانحدار المقدرة.
 ب - قدر β_1 بـ 90 بالمائة فترة ثقة. فسر تقديرك بفترة.
 ج - تنبأ بزمان الخدمة في نداء جديد تتم فيه خدمة ست آلات. استخدم 90 بالمائة فترة ثقة.

(١٧-٥) بالعودة إلى مسألة صيانة الحاسبات (٥-١٦)
 ا - ارسم خط الانحدار التوفيق والبيانات. هل يبدو أن دالة انحدار خطي عبر الأصل تشكل توفيقاً جيداً هنا؟
 ب - أوجد الرواسب e_i ، هل تجمع إلى الصفر؟ ارسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية \hat{y}_i . ما هي النتائج التي يمكن استخلاصها من رسمك؟
 ج - قم باختبار رسمي لنقص التوفيق لخط انحدار عبر الأصل؟ استخدم اعرض البدلين وقاعدة القرار والنتيجة. ماهي القيمة P للاختبار ؟.

(١٨-٥) بالعودة إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢-٢٠). افترض أن الأخطاء تظهر في X لأنه طلب من فني المختبر أن يقيس صلابة العينة (Y) الموافقة لوقت المنصرم بمحدد سلفا (X) ولكن التوقيت غير دقيق، ولهذا يتغير الوقت الحقيقي المنصرم عشوائياً عن الوقت المنصرم المحدد سلفا. هل سيكون مقدر المربعات الدنيا هنا منحازاً؟ ناقش.

(١٩-٥) بالعودة إلى مسألتي المعدل التراكمي (٢-١٧) و (٣-٤). حصل طالب جديد على معدل تراكمي 3.4 في السنة الأولى.

١ - أوجد 90 بالمائة فترة ثقة لدرجة الطالب في امتحان الدخول. فسر فترة ثقتك.

ب - هل تحققت شروط المعيار (5.34) فيما يتعلق بصلاحية فترة الثقة التقريرية؟
(٢٠-٥) بالعودة إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢-٢٠). أظهر القياس لوحدة اختبار جديدة 238 وحدة برنل للصلاية.

١ - أوجد 99 بالمائة فترة ثقة للزمن المنصرم قبل قياس الصلاية. فسر فترة ثقتك.
ب - هل تحققت شروط المعيار (5.34) فيما يتعلق بصلاحية فترة الثقة التقريرية؟

تقارين

(٢١-٥) إذا تم ترميز المتغير بحيث يصبح $\bar{X}=0$ وانطبق نموذج الانحدار بأخطاء طبيعية (3.1)، هل يكون b_0 و b_1 مستقلين؟ هل فترتا الثقة المشتركتان لـ β_0 و β_1 مستقلتان؟

(٢٢-٥) استنبط تصميمًا لمراجعة بونفروني (5.3a) إلى حالة ثلاث عبارات، كل منها بمعامل ثقة $(1-\alpha)$.

(٢٣-٥) أثبت في حالة خط انحدار المربعات الدنيا عبر الأصل (5.16) أن $\sum X_i e_i = 0$.
(٢٤-٥) أثبت أن \bar{X} كما هي معرفة في (5.16) للانحدار الخطي عبر الأصل مقدر غير منحاز لـ $E\{Y\}$.

(٢٥-٥) استنبط الصيغة الخاصة بـ $S^2\{\hat{\beta}_{jj}\}$ المعطاة في جدول (١-٥) لنموذج انحدار خطي عبر الأصل.

مشاريع

(٢٦-٥) عُد إلى مجموعة بيانات SMSA والمشروع (٢-٤٢) اعتبر علاقة الانحدار لعدد الأطباء الممارسين إلى عدد السكان الإجمالي.

١ - أوجد فترتي ثقة بونفروني المشتركة لـ β_0 و β_1 مستخدما 95 بالمائة معامل ثقة عائلية.

ب - يقترح باحث أن β_0 ينبغي أن تكون 400- وأن β_1 ينبغي أن تكون 2.25.

هل تدعم فترتا الثقة المشتركة في الجزء (أ) وجهة النظر هذه؟ ناقش.
 جـ - من المرغوب تقدير العدد المتوقع للأطباء العاملين من أجل *SMSA* بعدد سكان كلي $X = 500$ ، 1000 و 5000 من الآلاف بمعامل ثقة عائلة 0.90 أي طريقة أكثر كفاءة هنا بونفروني أم ووركنج - هوتلينج؟
 د - أوجد عائلة التقديرات بفترة المطلوبة في الجزء (جـ) مستخدما الطريقة الأكثر كفاءة. فسّر فترات ثقتك.

(٢٧-٥) عد إلى مجموعة بيانات *SENIC* والمشروع (٢-٤٤) اعتبر علاقة الانحدار لمعدل طول الإقامة إلى خطورة الإصابة.

١ - أوجد فترتي ثقة بونفروني المشتركة لـ β_0 و β_1 مستخدما 90 بالمائة معامل ثقة عائلة.

ب - اقترح باحث أن β_0 ينبغي أن تكون تقريبا 7 وينبغي أن تكون β_1 تقريبا 1. هل تدعم فترتا الثقة المشتركة في الجزء (أ) هذا التوقع؟ ناقش

جـ - من المرغوب تقدير إقامة المستشفى المتوقعة لأشخاص خطورة إصابتهم $X=2,3,4,5$ وذلك بمعامل ثقة عائلة 0.90 أي طريقة أكثر كفاءة هنا،

ووركنج - هوتلينج أم بونفروني؟

د - أوجد عائلة التقديرات بفترة المطلوبة في الجزء (جـ) مستخدما الطريقة الأكثر كفاءة، فسّر فترات ثقتك.

طريقة المصفوفة لتحليل الانحدار الخطي البسيط

يستخدم جبر المصفوفات على نطاق واسع في التحليل الرياضي والتحليل الإحصائي. وأسلوب المصفوفات ضرورة عملية في تحليل الانحدار المتعدد، لأنه يسمح بالعرض الرمزي المختصر لنظم معادلات شاملة ولمصفوفات كثيرة من البيانات ولتطبيق عمليات على هذه الرموز بصورة فعالة.

في هذا الفصل، نتابع أولاً مقدمة مختصرة في جبر المصفوفات. (يمكن العثور على معالجة أتم لجبر المصفوفات في كتب متخصصة مثل مرجع [6.1]). ومن ثم نطبق طرق المصفوفات على نموذج الانحدار الخطي البسيط الذي ناقشناه في فصول سابقة. في حين لاحتاج حقيقة لجبر المصفوفات في نموذج الانحدار البسيط فإن تطبيق طرق المصفوفات على هذه الحالة يشكل نقلة مفيدة إلى الانحدار المتعدد، الذي سوف نتابعه في القسم الثاني من الجزء الأول.

قد يرغب القراء الملمين بجبر المصفوفات إلقاء نظرة سريعة على الأجزاء التمهيدية لهذا الفصل ثم يركزون على الأجزاء المتعلقة باستخدام طرق المصفوفات في تحليل الانحدار.

(١-٦) المصفوفات

تعريف مصفوفة

المصفوفة ترتيب مستطيل لعناصر منظمة في صفوف وأعمدة وكمثال لمصفوفة

	عمود 1	عمود 2
صف 1	16,000	23
صف 2	33,000	47
صف 3	21,000	35

عناصر هذه المصفوفة بالذات هي أعداد تمثل الدخل (العمود 1) و العمر (العمود 2) لثلاثة أشخاص. والعناصر منظمّة وفقاً للصف (شخص) ووفقاً للعمود (صفة الشخص). وهكذا، يمثل العنصر في الصف الأول والعمود الأول (16,000) دخل الشخص الأول. ويمثل العنصر في الصف الأول والعمود الثاني (23) عمر الشخص الأول، وبعد المصفوفة هو 2×3 يعني، 3 صفوف وعمودين. وإذا أردنا تقديم دخل وعمر 1,000 شخص في مصفوفة لها هيئة كهيئة المصفوفة السابقة، فسنحتاج إلى مصفوفة $2 \times 1,000$.

وكأمثلة أخرى لمصفوفات نجد:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 5 & 10 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 4 & 7 & 12 & 16 \\ 3 & 15 & 9 & 8 \end{bmatrix}$$

وأبعاد هاتين المصفوفتين هي 2×2 و 4×2 ، على الترتيب. لاحظ أننا نحدد دائماً عدد الصفوف أولاً ثم عدد الأعمدة عند إعطاء بعد المصفوفة.

وكما هو في الجبر العادي، فقد نستخدم رموزاً للتعبير عن عناصر مصفوفة:

$$j=1 \quad j=2 \quad j=3$$

$$i=1 \quad \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \end{bmatrix}$$

$$i=2 \quad \begin{bmatrix} a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{bmatrix}$$

لاحظ أن الدليل الأول يحدد رقم الصف ويحدد الثاني رقم العمود. وسنستخدم الرمز

العام a_{ij} للعنصر في الصف i والعمود j وفي مثالنا أعلاه $i = 1, 2, 3$ و $j = 1, 2, 3$.

ويمكن الإشارة للمصفوفة برمز مثل A ، X أو Z . والرمز معطى بخط غامق

للتذكير بأنه يشير إلى مصفوفة، وهكذا، يمكننا تعريف المصفوفة أعلاه كما يلي:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{bmatrix}$$

والإشارة إلى المصفوفة A يعني الإشارة إلى المصفوفة 2×3 المعطاة آنفاً.

وكرمز آخر للمصفوفة A المعطاة آنفاً نجد:

$$A = [a_{ij}] \quad i = 1, 2; j = 1, 2, 3$$

وهو يتجنب الحاجة إلى كتابة جميع عناصر المصفوفة وذلك بعرض العنصر فقط.

ويمكن استخدام هذا الرمز فقط، طبعاً، عندما تكون عناصر المصفوفة رموزاً. والخلاصة، يمكن تمثيل مصفوفة بـ r صفاً و c عموداً إما بعرضها كاملة:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1c} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots & a_{2c} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{j1} & a_{j2} & \dots & a_{jj} & \dots & a_{jc} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{r1} & a_{r2} & \dots & a_{rj} & \dots & a_{rc} \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

أو بالشكل المختصر:

$$A = [a_{ij}] \quad i = 1, \dots, r; j = 1, \dots, c$$

أو ببساطة برمز مكتوب بخط غامق مثل A .

تعليقات

١- لا تفكر في المصفوفة وكأنها عدد. فهي مجموعة من العناصر مرتبة في مصفوفة. فقط عندما يكون بُعد المصفوفة 1×1 فستتضمن المصفوفة عنصراً واحداً، وفي هذه الحالة يمكن التفكير فيها على أنها مصفوفة أو عدد.

٢- الشكل التالي ليس مصفوفة

$$\begin{bmatrix} 14 & \\ 8 & \\ 10 & 15 \\ 9 & 16 \end{bmatrix}$$

لأن الأعداد ليست مرتبة في أعمدة وصفوف

المصفوفة المربعة

يقال عن مصفوفة أنها مربعة إذا تساوى عدد صفوفها وعدد أعمدها. وفيما

يلي مثالان:

$$\begin{bmatrix} 4 & 7 \\ 3 & 9 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$

المتجه

تسمى المصفوفة التي تحوي عمودا واحدا متجه عمود أو ببساطة متجها. وفيما يلي مثالان:

$$A = \begin{bmatrix} 4 \\ 7 \\ 10 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \\ c_5 \end{bmatrix}$$

المتجه A هو مصفوفة 3×1 والمتجه c هو مصفوفة 5×1 .

والمصفوفة التي تحوي صفًا واحدًا تسمى متجه صف. وكمثالين نذكر:

$$B' = [15 \ 25 \ 50] \quad F' = [f_1 \ f_2]$$

نستخدم رمز الفتحة (') لمتجهات الصف لأسباب ستتضح قريبا. لاحظ أن متجه

الصف B' مصفوفة 1×3 ومتجه الصف F' مصفوفة 1×2 .

ويكفي دليل منفردة للتمييز بين عناصر متجه.

منقول (مدور)

منقول مصفوفة A هو مصفوفة أخرى يُرمز لها بـ A' ، والتي نحصل عليها بالمبادلة

بين أعمدة المصفوفة A وصفوفها، كل عمود بالصف المقابل له.

وعلى سبيل المثال إذا كان:

$$A_{3 \times 2} = \begin{bmatrix} 2 & 5 \\ 7 & 10 \\ 3 & 4 \end{bmatrix}$$

فإن المنقول هو A' :

$$A'_{2 \times 3} = \begin{bmatrix} 2 & 7 & 3 \\ 5 & 10 & 4 \end{bmatrix}$$

لاحظ أن العمود الأول من A هو الصف الأول من A' وبالمثل فإن العمود الثاني من

A هو الصف الثاني من A' وفي المقابل، أصبح الصف الأول من A العمود الأول من

A' وهكذا. لاحظ أن بُعد A ، الموضح تحت الرمز أصبح معكوسا عند كتابة بُعد A' .

وكمثال آخر، اعتبر:

$$C = \begin{bmatrix} 4 \\ 7 \\ 10 \end{bmatrix}_{3 \times 1} \quad C' = [4 \ 7 \ 10]_{1 \times 3}$$

وهكذا فنقول متجه عمود هو متجه صف والعكس بالعكس، وهذا هو السبب في استخدام الرمز B' سابقا لتمييز متجه الصف، إذ قد نعتبره منقول لمتجه عمود B . وبصورة عامة، لدينا:

$$A_{r \times c} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1c} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{r1} & \dots & a_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{ij} \end{bmatrix} \quad i=1, \dots, r; j=1, \dots, c$$

تذييل صف تذييل عمود

(6.3)

$$A'_{c \times r} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{r1} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{1c} & \dots & a_{rc} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{ji} \end{bmatrix} \quad j=1, \dots, c; i=1, \dots, r$$

تذييل صف تذييل عمود

وهكذا نعر على العنصر الواقع في الصف i والعمود j من A في الصف j والعمود i من A' .

تساوي المصفوفات

يقال إن المصفوفتين A و B متساويتان إذا كان لهما البعد نفسه وإذا تساوت العناصر المتقابلة. وعلى سبيل المثال:

$$A = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix}_{3 \times 1} \quad B = \begin{bmatrix} 4 \\ 7 \\ 3 \end{bmatrix}_{3 \times 1}$$

فإن $A = B$ يتضمن:

$$\begin{aligned} a_1 &= 4 \\ a_2 &= 7 \\ a_3 &= 3 \end{aligned}$$

وبالمثل، إذا كان:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 17 & 2 \\ 14 & 5 \\ 13 & 9 \end{bmatrix}$$

فإن $\mathbf{A} = \mathbf{B}$ يعني أن

$$\begin{array}{ll} a_{11} = 17 & a_{12} = 2 \\ a_{21} = 14 & a_{22} = 5 \\ a_{31} = 13 & a_{32} = 9 \end{array}$$

أمثلة الانحدار

في تحليل الانحدار، المتجه \mathbf{Y} هو مصفوفة أساسية، يتألف من n مشاهدة في المتغير التابع:

$$\mathbf{Y}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

لاحظ أن المنقول \mathbf{Y}' هو متجه الصف:

$$\mathbf{Y}'_{1 \times n} = [Y_1 \ Y_2 \ \dots Y_n] \quad (6.5)$$

والمصفوفة الأساسية الأخرى في تحليل الانحدار هي المصفوفة \mathbf{X} والتي نعرفها

كما يلي في تحليل انحدار خطي بسيط:

$$\mathbf{X}_{n \times 2} = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix} \quad (6.6)$$

وتتألف المصفوفة \mathbf{X} من عمود جميع عناصره 1 و عمود يحتوي على القيم n للمتغير

المستقل \mathbf{X} لاحظ أن منقول \mathbf{X} :

$$\mathbf{X}' = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ X_1 & X_2 & \dots & X_n \end{bmatrix} \quad (6.7)$$

وفي مثال حجم الدفعة لشركة وستود، نجد المصفوفتين \mathbf{Y} و \mathbf{X} (الجدول ٢-١) كما يلي:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 73 \\ 50 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 132 \end{bmatrix}_{10 \times 1} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 30 \\ 1 & 20 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ 1 & 60 \end{bmatrix}_{10 \times 2}$$

(٢-٦) جمع وطرح المصفوفات

يتطلب جمع وطرح مصفوفتين أن يكون لهما البعد نفسه. ومجموع أو فرق مصفوفتين هو مصفوفة أخرى كل عنصر من عناصرها يتألف من مجموع، أو فرق، العنصرين المتقابلين من المصفوفتين. افترض أن:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 5 \\ 3 & 6 \end{bmatrix}_{3 \times 2} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 3 \\ 3 & 4 \end{bmatrix}_{3 \times 2}$$

فعدنا:

$$\mathbf{A} + \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1+1 & 4+2 \\ 2+2 & 5+3 \\ 3+3 & 6+4 \end{bmatrix}_{3 \times 2} = \begin{bmatrix} 2 & 6 \\ 4 & 8 \\ 6 & 10 \end{bmatrix}$$

وبصورة مماثلة فإن:

$$\mathbf{A} - \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1-1 & 4-2 \\ 2-2 & 5-3 \\ 3-3 & 6-4 \end{bmatrix}_{3 \times 2} = \begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 0 & 2 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

وبصورة عامة، إذا كان:

$$\mathbf{A} = [a_{ij}]_{r \times c} \quad \mathbf{B} = [b_{ij}]_{r \times c} \quad i = 1, \dots, r; j = 1, \dots, c$$

فنعندئذ:

$$\mathbf{A} + \mathbf{B} = [a_{ij} + b_{ij}] \quad \text{و} \quad \mathbf{A} - \mathbf{B} = [a_{ij} - b_{ij}] \quad (6.8)$$

$r \times c$ $r \times c$

وتعمَّم العلاقة (6.8) بطريقة واضحة إلى جمع أكثر من مصفوفتين. لاحظ كذلك أن $\mathbf{B} + \mathbf{A} = \mathbf{A} + \mathbf{B}$ ، كما في الجبر العادي.

مثال الانحدار

يمكن كتابة نموذج الانحدار:

$$Y_i = E\{Y_i\} + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

بصورة متراسة باستخدام رمز المصفوفة. دعنا نعرف أولاً متجه متوسطات الاستجابة:

$$\mathbf{E}\{\mathbf{Y}\} = \begin{bmatrix} E\{Y_1\} \\ E\{Y_2\} \\ \vdots \\ E\{Y_n\} \end{bmatrix} \quad (6.9)$$

$n \times 1$

ومتجه حدود الخطأ:

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (6.10)$$

$n \times 1$

متذكرين تعريف متجه المشاهدات \mathbf{Y} في (6.4)، يمكن كتابة نموذج الانحدار كما يلي:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{E}\{\mathbf{Y}\} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

$n \times 1$ $n \times 1$ $n \times 1$

لأن:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E\{Y_1\} \\ E\{Y_2\} \\ \vdots \\ E\{Y_n\} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E\{Y_1\} + \varepsilon_1 \\ E\{Y_2\} + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ E\{Y_n\} + \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

وهكذا يساوي متجه المشاهدات Y مجموع متجهين، متجه يحوي القيم المتوقعة وآخر يحوي حدود الخطأ.

(٦-٣) ضرب المصفوفات

ضرب المصفوفة بعدد سلمي

العدد السلمي هو عدد عادي أو رمز يمثل عددا. ولضرب مصفوفة بعدد سلمي، يُضرب كل عنصر من المصفوفة بالعدد السلمي. فمثلا، افترض أن المصفوفة معطاة بـ:

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 7 \\ 9 & 3 \end{bmatrix}$$

فعدائذ $4A$ حيث 4 عدد سلمي، يساوي:

$$4A = 4 \begin{bmatrix} 2 & 7 \\ 9 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 28 \\ 36 & 12 \end{bmatrix}$$

وبالمثل، λA يساوي:

$$\lambda A = \lambda \begin{bmatrix} 2 & 7 \\ 9 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2\lambda & 7\lambda \\ 9\lambda & 3\lambda \end{bmatrix}$$

حيث λ ترمز لعدد سلمي.

عند وجود عامل مشترك لكل عنصر، يمكن أخذ هذا العامل خارج المصفوفة ومعاملته كعدد سلمي. فمثلا

$$\begin{bmatrix} 9 & 27 \\ 15 & 18 \end{bmatrix} = 3 \begin{bmatrix} 3 & 9 \\ 5 & 6 \end{bmatrix}$$

وبالمثل:

$$\begin{bmatrix} \frac{5}{\lambda} & \frac{2}{\lambda} \\ \frac{3}{\lambda} & \frac{8}{\lambda} \end{bmatrix} = \frac{1}{\lambda} \begin{bmatrix} 5 & 2 \\ 3 & 8 \end{bmatrix}$$

وعموماً، إذا كان $A = [a_{ij}]$ و λ عدد سلمي فلدينا.

$$\lambda A = A\lambda = [\lambda a_{ij}] \quad (6.11)$$

ضرب مصفوفة بمصفوفة

قد يبدو ضرب مصفوفة بمصفوفة معقداً بعض الشيء في البداية، ولكن قليلاً من التمرين سيجعله عملية سهلة.

اعتبر المصفوفتين:

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 5 \\ 4 & 1 \end{bmatrix}_{2 \times 2} \quad B = \begin{bmatrix} 4 & 6 \\ 5 & 8 \end{bmatrix}_{2 \times 2}$$

فسيكون حاصل الضرب (جداء) AB مصفوفة 2×2 نحصل على عناصرها بإيجاد الجداءات المتقاطعة لمصفوف من A بأعمدة من B ثم جمع الجداءات المتصالية. فمثلاً، لإيجاد العنصر في الصف الأول والعمود الأول من حاصل الضرب AB ، فيقتصر عملنا على الصف الأول من A والعمود الأول من B ، وذلك كما يلي:

$$\begin{array}{ccc} A & B & AB \\ \begin{array}{l} \text{صف 1} \\ \text{صف 2} \end{array} \begin{bmatrix} 2 & 5 \\ 4 & 1 \end{bmatrix} & \begin{array}{l} \text{عمود 1} \\ \text{عمود 2} \end{array} \begin{bmatrix} 4 & 6 \\ 5 & 8 \end{bmatrix} & \begin{array}{l} \text{صف 1} \\ \text{عمود 1} \end{array} \begin{bmatrix} 33 \\ 52 \end{bmatrix} \end{array}$$

ونأخذ الجداءات المتصالية ثم نجمع:

$$2(4) + 5(5) = 33$$

العقد 33 هو العنصر في الصف الأول والعمود الأول من المصفوفة AB .
ولإيجاد العنصر في الصف الأول والعمود الثاني من AB ، نتناول الصف الأول من A والعمود الثاني من B :

$$\begin{array}{ccc} A & B & AB \\ \begin{array}{l} \text{صف 1} \\ \text{صف 2} \end{array} \begin{bmatrix} 2 & 5 \\ 4 & 1 \end{bmatrix} & \begin{array}{l} \text{عمود 1} \\ \text{عمود 2} \end{array} \begin{bmatrix} 4 & 6 \\ 5 & 8 \end{bmatrix} & \begin{array}{l} \text{صف 1} \\ \text{عمود 1} \end{array} \begin{bmatrix} 33 & 52 \end{bmatrix} \end{array}$$

وبمجموع الجداءات المتصالبة هو:

$$2(6) + 5(8) = 52$$

وباستمرار هذه العملية، نجد حاصل الضرب على الشكل:

$$\mathbf{AB}_{2 \times 3} = \begin{bmatrix} 2 & 5 \\ 4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 6 \\ 5 & 8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 33 & 52 \\ 21 & 32 \end{bmatrix}$$

دعنا نعتبر مثالا آخر:

$$\mathbf{A}_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 4 \\ 0 & 5 & 8 \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 3 \\ 5 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{AB}_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 4 \\ 0 & 5 & 8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 \\ 5 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 26 \\ 41 \end{bmatrix}$$

عند الحصول على حاصل الضرب \mathbf{AB} ، نقول إن \mathbf{A} مضروبة عن اليمين بـ \mathbf{B} أو \mathbf{B} مضروبة عن اليسار بـ \mathbf{A} . والسبب في هذا المصطلح المحكم هو أن قواعد الضرب إلى الجبر الاعتيادي لا تنطبق في جبر المصفوفات. ففي الجبر المعتاد $xy = yx$ ، وفي جبر المصفوفات $\mathbf{AB} \neq \mathbf{BA}$ عادة. وفي الحقيقة حتى لو كان حاصل الضرب \mathbf{AB} معرفاً، فقد لا يكون حاصل الضرب \mathbf{AB} معرفاً على الإطلاق.

وبصورة عامة، يكون حاصل الضرب \mathbf{AB} معرفاً فقط عندما يتساوى عدد الأعمدة في \mathbf{A} مع عدد الصفوف في \mathbf{B} بحيث تتوافر حدود متقابلة في الجداء المتصلب، وهكذا، ففي مثالينا السابقين: لدينا



لاحظ أن بُعد حاصل الضرب \mathbf{AB} يعطى بعدد الصفوف في \mathbf{A} وعدد الأعمدة في \mathbf{B} . ولاحظ كذلك أنه في الحالة الثانية سوف لن يكون حاصل الضرب \mathbf{AB} معرفاً لأن عدد الأعمدة في \mathbf{B} لا يساوي عدد الصفوف في \mathbf{A} .

غير متساوية

$$\begin{array}{c} \swarrow \searrow \\ \mathbf{B}_{3 \times 1} \quad \mathbf{A}_{2 \times 3} \end{array}$$

وإليك مثال آخر لضرب المصفوفات.

$$\begin{aligned} \mathbf{AB} &= \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \\ b_{31} & b_{32} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21} + a_{13}b_{31} & a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22} + a_{13}b_{32} \\ a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21} + a_{23}b_{31} & a_{21}b_{12} + a_{22}b_{22} + a_{23}b_{32} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

وبصورة عامة، إذا كان بُعد \mathbf{A} هو $r \times c$ وكان بُعد \mathbf{B} هو $c \times s$ فإن بُعد حاصل الضرب \mathbf{AB} هو $r \times s$ وعناصرها الواقع في الصف i والعمود j هو:

$$\sum_{k=1}^c a_{ik}b_{kj}$$

بذلك يكون:

$$\mathbf{AB}_{r \times s} = \left[\sum_{k=1}^c a_{ik}b_{kj} \right] \quad i = 1, \dots, r; j = 1, \dots, s \quad (6.12)$$

وهكذا، ففي المثال السابق يكون العنصر الواقع في الصف الأول والعمود الثاني من حاصل الضرب \mathbf{AB} هو:

$$\sum_{k=1}^3 a_{1k}b_{k2} = a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22} + a_{13}b_{32}$$

وقد وجدناه، في الحقيقة، بأخذ الجداء المتصالب لعناصر الصف الأول من \mathbf{A} بعناصر العمود الثاني من \mathbf{B} ثم جمعها.

أمثلة إضافية

$$\begin{bmatrix} 4 & 2 \\ 5 & 8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4a_1 + 2a_2 \\ 5a_1 + 8a_2 \end{bmatrix} \quad -١$$

$$\begin{bmatrix} 2 & 3 & 5 \\ 2 & 3 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 5 \end{bmatrix} = [2^2 + 3^2 + 5^2] = [38] \quad -٢$$

حاصل الضرب هنا هو مصفوفة 1×1 ، وهي تكافئ عددا سلميا. وهكذا فمصفوفة حاصل الضرب هنا تساوي العدد 38.

$$\begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ 1 & X_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_0 + \beta_1 X_1 \\ \beta_0 + \beta_1 X_2 \\ \beta_0 + \beta_1 X_3 \end{bmatrix} \quad -٣$$

أمثلة المحدار. حاصل الضرب الذي نحتاجه كثيرا هو $Y'Y$ ، حيث Y متجه المشاهدات في المتغير التابع كما عُرف في (6.4):

$$Y'Y = \begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 & \dots & Y_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i^2 \end{bmatrix} \quad (6.13)$$

لاحظ أن $Y'Y$ هو مصفوفة 1×1 أو عدد سلمى. وهكذا نجد طريقة مزايدة لكتابة حدود مجموع المربعات: $Y'Y = \sum Y_i^2$

وسوف نحتاج كذلك لـ $X'X$ وهو مصفوفة 2×2 :

$$X'X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ X_1 & X_2 & \dots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n & \sum X_i \\ \sum X_i & \sum X_i^2 \end{bmatrix} \quad (6.14)$$

و $X'Y$ وهو مصفوفة 2×1 :

$$X'Y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ X_1 & X_2 & \dots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_i Y_i \end{bmatrix} \quad (6.15)$$

(٦-٤) أنواع خاصة من المصفوفات

تظهر أنواع خاصة بعينها من المصفوفات بصورة منتظمة في تحليل الانحدار، وسوف نعرض هنا أكثرها أهمية.

المصفوفة المتناظرة

إذا كان $A = A'$ يقال أن A متناظرة، وهكذا فالمصفوفة A التالية هي مصفوفة

متناظرة:

$$A_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 \\ 4 & 2 & 5 \\ 6 & 5 & 3 \end{bmatrix} \quad A'_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 \\ 4 & 2 & 5 \\ 6 & 5 & 3 \end{bmatrix}$$

ومن الواضح أن المصفوفة المتناظرة هي بالضرورة مصفوفة مربعة. تظهر المصفوفات المتناظرة تقليدياً في تحليل الانحدار عندما نضرب عن اليسار مصفوفة X مثلاً، بمنقولها X' . والمصفوفة الناتجة $X'X$ ، متناظرة، كما يمكن رؤيته بسهولة من (6.14).

المصفوفة القطرية

المصفوفة القطرية هي مصفوفة مربعة جميع عناصرها غير القطرية أصفار، مثل:

$$A_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & 0 \\ 0 & a_2 & 0 \\ 0 & 0 & a_3 \end{bmatrix} \quad B_{4 \times 4} = \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 5 \end{bmatrix}$$

وسوف لا نكتب عادة جميع الأصفار في مصفوفة قطرية، فنقدمها على الشكل:

$$A_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} a_1 & & 0 \\ & a_2 & \\ 0 & & a_3 \end{bmatrix} \quad B_{4 \times 4} = \begin{bmatrix} 4 & & & 0 \\ & 1 & & \\ & & 10 & \\ 0 & & & 5 \end{bmatrix}$$

نوعان مهمان من المصفوفات القطرية هما مصفوفة الوحدة ومصفوفة عدد

سَلَمِي.

مصفوفة الوحدة. مصفوفة الوحدة أو المصفوفة الواحدية ويرمز لها بـ I هي مصفوفة كل عنصر من عناصر قطرها الرئيس هو الواحد. وضرب أي مصفوفة مربعة A عن اليسار أو عن اليمين بـ $r \times r$ مصفوفة وحدة I يترك A بدون تغيير. فمثلاً:

$$IA = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$

وبالمثل لدينا:

$$AI = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$

لاحظ أن مصفوفة الوحدة I تقابل إذن العدد 1 في الجبر العادي، حيث لدينا:

$$1 \cdot x = x \cdot 1 = x$$

ولدينا لمصفوفة A :

$$AI = IA = A \quad (6.16)$$

وهكذا يمكن إدخال أو حذف مصفوفة الوحدة من عبارة مصفوفية حينما يكون ذلك ملائماً.

مصفوفة عدد سلمي. مصفوفة عدد سلمي هو مصفوفة قطرية جميع عناصر قطرها الرئيس متساوية. وكمثالين لمصفوفتي عدد سلمي نذكر:

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} \lambda & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & \lambda \end{bmatrix}$$

ويمكن التعبير عن مصفوفة عدد سلمي على الشكل λI حيث λ عدد سلمي فمثلاً،

$$\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} = 2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = 2I$$

$$\begin{bmatrix} \lambda & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & \lambda \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \lambda I$$

وضرب $r \times r$ مصفوفة A بـ $r \times r$ مصفوفة عدد سلمي I يكافئ ضرب A بالعدد السلمي r .

متجه ومصفوفة جميع عناصرهما الواحد

سنرمز لمتجه عمود جميع عناصره 1 بـ $\mathbf{1}$

$$\mathbf{1}_{r \times 1} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.17)$$

وسنرمز لمصفوفة مربعة جميع عناصرها 1 بـ \mathbf{J} :

$$\mathbf{J}_{r \times r} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ 1 & & 1 \\ \vdots & & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (6.18)$$

فمثلاً، لدينا:

$$\mathbf{1}_{3 \times 1} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{J}_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

لاحظ أننا نحصل، من أجل $n \times 1$ متجه $\mathbf{1}$ على:

$$\mathbf{1}'_{1 \times 1} \mathbf{1}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} = [n] = n$$

و:

$$\mathbf{11}' = \begin{bmatrix} 1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 1 \end{bmatrix}_{n \times n} \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{n \times n} = \mathbf{J}$$

متجه صفري

المتجه الصفري: متجه يحوي أصفاراً فقط. وسيرمز لمتجه عمود صفري بـ (0) :

$$\mathbf{0}_{r \times 1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6.19)$$

على سبيل المثال، لدينا:

$$\mathbf{0}_{3 \times 1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

(٦-٥) الاعتماد الخطّي ورتبة مصفوفة

اعتماد خطّي

اعتبر المصفوفة التالية:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 5 & 1 \\ 2 & 2 & 10 & 6 \\ 3 & 4 & 15 & 1 \end{bmatrix}$$

ولنفكر الآن في أعمدة هذه المصفوفة كمتمجهات. وهكذا، ننظر إلى \mathbf{A} كما لو كانت مكونة من أربعة متمجهات عمود، وقد اتَّفَقَ هنا أن كانت الأعمدة على صلة خاصة بعضها ببعض. إذ نلاحظ أن متجه العمود الثالث من مضاعفات متجه العمود الأول:

$$\begin{bmatrix} 5 \\ 10 \\ 15 \end{bmatrix} = 5 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$$

نقول إن أعمدة A مرتبطة خطياً، فهي تنطوي على نافلة من المعلومات، كما يُقال، حيث يمكن الحصول على أحد الأعمدة كتركيب خطي في الأعمدة الأخرى.

ونعرف مجموعة من متجهات العمود على أنها مرتبطة خطياً إذا أمكن التعبير عن أحد المتجهات كتركيب خطي في الأعمدة الأخرى. وإذا لم نستطع التعبير عن أي متجه في المجموعة كتركيب خطي في المتجهات الأخرى، فنعرف مجموعة المتجهات عندئذ بأنها مستقلة خطياً. وفيما يلي تعريف أكثر عمومية، ولكنه مكافئ للاستقلال c متجه عمود C_1, \dots, C_c في مصفوفة $r \times c$ عندما يمكن إيجاد c عدداً سلمياً $\lambda_1, \dots, \lambda_c$ ليست جميعها أصفاراً بحيث يكون:

$$\lambda_1 C_1 + \lambda_2 C_2 + \dots + \lambda_c C_c = 0 \quad (6.20)$$

حيث يرمز 0 إلى متجه عمود صفري، فتكون متجهات العمود، وعددها c ، مرتبطة خطياً. وإذا كانت المجموعة الوحيدة من الأعداد السلمية التي تحقق المساواة هي المجموعة $\lambda_1 = 0, \dots, \lambda_c = 0$ فإن مجموعة متجهات العمود، وعددها c ، تكون مستقلة خطياً.

وللتوضيح نجد في مثالنا أن $\lambda_1 = 5$ ، $\lambda_2 = 0$ ، $\lambda_3 = -1$ و $\lambda_4 = 0$ تؤدي إلى:

$$5 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix} + 0 \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \\ 4 \end{bmatrix} - 1 \begin{bmatrix} 5 \\ 10 \\ 15 \end{bmatrix} + 0 \begin{bmatrix} 1 \\ 6 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

وبالتالي تكون متجهات العمود مرتبطة خطياً - لاحظ هنا أن بعضاً من الـ λ يساوي الصفر. ويتطلب الارتباط الخطي فقط أن λ ليست جميعها أصفاراً.

رتبة مصفوفة

تُعرف رتبة مصفوفة بأنها أكبر عدد من الأعمدة المستقلة في المصفوفة، ونحن نعلم أن رتبة A في مثالنا السابق لا يمكن أن تكون 4 لأن الأعمدة الأربعة مرتبطة خطياً، وعلى أي حال، نستطيع إيجاد 3 أعمدة (1، 2 و 4) مستقلة خطياً. فلا يمكن

إيجاد أعداد سلمية λ_1, λ_2 و λ_4 بحيث يكون $\lambda_1 C_1 + \lambda_2 C_2 + \lambda_4 C_4 = 0$ إلا إذا كان $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_4 = 0$ وهكذا تكون رتبة A في مثالنا هي 3.
 رتبة المصفوفة وحيدة، ويمكن تعريفها بصورة مكافئة كأكبر عدد من الصفوف المستقلة خطياً. وينتج أن رتبة $r \times c$ مصفوفة لا يمكن أن تزيد على $\min(r, c)$ (أصغر العددين r و c).

(٦-٦) معكوس مصفوفة

معكوس عدد، في الجبر العادي، هو مقلوبه، وهكذا، فمعكوس 6 هو $\frac{1}{6}$ وحاصل ضرب عدد بمعكوسه يساوي دائماً 1:

$$6 \cdot \frac{1}{6} = 1$$

$$x \cdot \frac{1}{x} = x \cdot x^{-1} = x^{-1} \cdot x = 1$$

في جبر المصفوفات، نجد أن معكوس مصفوفة A هو مصفوفة أخرى، نرمز لها بـ A^{-1} ، بحيث يكون:

$$A^{-1}A = AA^{-1} = I \quad (6.21)$$

حيث I مصفوفة الوحدة. وهكذا تلعب المصفوفة I، من جديد، الدور نفسه الذي يلعبه الواحد في الجبر العادي. ومعكوس مصفوفة معرف فقط من أجل المصفوفات المربعة. وحتى في هذه المصفوفات قد لا يكون لكثير من المصفوفات المربعة معكوس وإذا كان لمصفوفة معكوس بالفعل فإن هذا المعكوس وحيد.

أمثلة

١- معكوس المصفوفة:

$$A_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 1 \end{bmatrix}$$

هو:

$$A_{2 \times 2}^{-1} = \begin{bmatrix} -.1 & .4 \\ .3 & -2 \end{bmatrix}$$

ذلك لأن:

$$A^{-1}A = \begin{bmatrix} -1 & .4 \\ .3 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

أو:

$$AA^{-1} = \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & .4 \\ .3 & -2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

٢- معكوس المصفوفة:

$$A_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

هو:

$$A_{3 \times 3}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

ذلك لأن:

$$A^{-1}A = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

لاحظ أن معكوس مصفوفة قطرية هو مصفوفة قطرية تتألف ببساطة من مقلوبات العناصر القطرية.

إيجاد المعكوس

حتى هذه النقطة، أُعطي معكوس مصفوفة A ، وقد جربنا فقط للتحقق من أنه المعكوس، برؤية ما إذا $A^{-1}A = I$ أم لا. ولكن كيف نجد المعكوس، ومتى يوجد معكوس مصفوفة مربعة $r \times r$ إذا كانت رتبة المصفوفة r . ويُقال عن مثل هذه المصفوفة إنها غير شاذة. ويقال عن مصفوفة $r \times r$ رتبها أقل من r أنها شاذة، وليس لها معكوس.

وقد يتطلب إيجاد معكوس مصفوفة كمية ضخمة من الحسابات. وسوف نتخذ أسلوباً في هذا الكتاب يقضي بإمكانية حساب معكوس مصفوفة 2×2 ومصفوفة 3×3 يدوياً. ولأي مصفوفة كبيرة، يستخدم عادة الحاسب الآلي أو حاسبة يدوية مبرمجة لإيجاد المعكوس، إلا إذا كانت المصفوفة من شكل معين مثل المصفوفة القطرية. ويمكن تبين أن معكوس مصفوفتين 2×2 و 3×3 هما كالتالي:

١- إذا كانت:

$$A_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$$

فنعندلذ:

$$A_{2 \times 2}^{-1} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{d}{D} & \frac{-b}{D} \\ \frac{-c}{D} & \frac{a}{D} \end{bmatrix} \quad (6.21)$$

حيث:

$$D = ad - bc$$

وتسمى D **محددة المصفوفة A**، ولو كانت A شاذة، فمحددتها ستساوي صفراً، ولا يوجد لها معكوس.

٢- إذا كانت:

$$B_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & k \end{bmatrix}$$

فنعندلذ:

$$B_{3 \times 3}^{-1} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & k \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} A & B & C \\ D & E & F \\ G & H & K \end{bmatrix} \quad (6.23)$$

حيث:

$$\begin{array}{lll} A = (ek - fh) / Z & B = -(bk - ch) / Z & C = (bf - ce) / Z \\ D = -(dk - fg) / Z & E = (ak - cg) / Z & F = -(af - cd) / Z \\ G = (dh - eg) / Z & H = -(ah - bg) / Z & K = (ae - bd) / Z \end{array}$$

و:

$$Z = a(ek - fh) - b(dk - fg) + c(dh - eg)$$

تسمى Z محدة المصفوفة B .

لنستخدم (6.22) لإيجاد المعكوس لـ:

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 1 \end{bmatrix}$$

فلدينا:

$$\begin{aligned} b &= 4 & a &= 2 \\ d &= 1 & c &= 3 \\ D &= ad - bc = 2(1) - 4(3) = -10 \end{aligned}$$

وبالتالي:

$$A^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{-10} & \frac{-4}{-10} \\ \frac{-3}{-10} & \frac{2}{-10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -.1 & .4 \\ .3 & -.2 \end{bmatrix}$$

كما وجدناه في مثال سابق.

وعندما نحصل على معكوس A^{-1} إما باستخدام الحسابات اليدوية أو من تشغيلة حاسب آلي، فمن الحكمة، عادة، حساب AA^{-1} للتحقق مما إذا كان حاصل الضرب يساوي مصفوفة الوحدة أم لا، ساعين بانحرافات طفيفة عن 0 و 1 كنتيجة لتدوير الأرقام العشرية.

مثال المنحدار

مصفوفة المعكوس الأساسية التي نواجهها في تحليل الانحدار هو معكوس

المصفوف $X'X$ في (6.14):

$$X'X = \begin{bmatrix} n & \sum X_i \\ \sum X_i & \sum X_i^2 \end{bmatrix}$$

وباستخدام القاعدة (6.22) لدينا:

$$\begin{aligned} a &= n & b &= \sum X_i \\ c &= \sum X_i & d &= \sum X_i^2 \end{aligned}$$

بحيث يكون:

$$D = n \sum X_i^2 - (\sum X_i)(\sum X_i) = n \left[\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n} \right] = n \sum (X_i - \bar{X})^2$$

وبالتالي:

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{2 \times 2}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{-\sum X_i}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} \\ \frac{-\sum X_i}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{n}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} \end{bmatrix} \quad (6.24)$$

وبما أن $\sum X_i = n\bar{X}$ ، فنستطيع تبسيط (6.24):

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})_{2 \times 2}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{-\bar{X}}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \\ \frac{-\bar{X}}{\sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{1}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \end{bmatrix} \quad (6.25)$$

استخدامات معكوس مصفوفة

في الجبر العادي، نحل معادلة من النوع:

$$5y = 20$$

بضرب طرفي المعادلة بمعكوس 5 ونعني:

$$\frac{1}{5}(5y) = \frac{1}{5}(20)$$

ونحصل بذلك على:

$$y = \frac{1}{5}(20) = 4$$

وفي المقابل إذا كان لدينا المعادلة التالية في جبر المصفوفات:

$$\mathbf{A}\mathbf{Y} = \mathbf{C}$$

فنضرب الطرفين من اليسار بـ \mathbf{A}^{-1} مفترضين أن للمصفوفة \mathbf{A} معكوساً:

$$\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{Y} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{C}$$

وبما أن $\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{Y} = \mathbf{I}\mathbf{Y} = \mathbf{Y}$ نجد:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{C}$$

لتوضيح هذا الاستخدام، افترض أن لدينا معادلتين مترابطتين:

$$2y_1 + 4y_2 = 20$$

$$3y_1 + y_2 = 10$$

فيمكن كتابتهما كالتالي برموز المصفوفات:

$$\begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 20 \\ 10 \end{bmatrix}$$

وحل هاتين المعادلتين عندئذ هو:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 20 \\ 10 \end{bmatrix}$$

وسبق أن وجدنا المعكوس المطلوب، ولذلك نجد:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 4 \\ 3 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 20 \\ 10 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}$$

وبالتالي $y_1 = 2$ و $y_2 = 4$ تحققان هاتين المعادلتين.

(٦-٧) بعض النظريات الأساسية للمصفوفات

نضع هنا قائمة، وبدون اثبات، ببعض من النظريات الأساسية للمصفوفات والتي سنستفيد منها في عمل قادم.

$$A + B = B + A \quad (6.26)$$

$$(A + B) + C = A + (B + C) \quad (6.27)$$

$$(AB)C = A(BC) \quad (6.28)$$

$$C(A + B) = CA + CB \quad (6.29)$$

$$\lambda(A + B) = \lambda A + \lambda B \quad (6.30)$$

$$(A')' = A \quad (6.31)$$

$$(A + B)' = A' + B' \quad (6.32)$$

$$(AB)' = B'A' \quad (6.33)$$

$$(ABC)' = C'B'A' \quad (6.34)$$

$$(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1} \quad (6.35)$$

$$(ABC)^{-1} = C^{-1}B^{-1}A^{-1} \quad (6.36)$$

$$(A^{-1})^{-1} = A \quad (6.37)$$

$$(A')^{-1} = (A^{-1})' \quad (6.38)$$

(٦-٨) متجهات ومصفوفات عشوائية

المتجه العشوائي أو المصفوفة العشوائية تتضمن عناصر هي متغيرات عشوائية. وهكذا يكون متجه المشاهدات Y في (6.4) متجهًا عشوائيًا لأن العناصر Y_i متغيرات عشوائية.

توقع متجهه أو مصفوفة عشوائية

افترض أن لدينا $n = 3$ مشاهدات ونهتم بمتجه المشاهدات:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \end{bmatrix}$$

فالقيمة المتوقعة للمتجه \mathbf{Y} ، ويرمز لها بـ $\mathbf{E}\{\mathbf{Y}\}$ ، معرفة كالتالي:

$$\mathbf{E}\{\mathbf{Y}\} = \begin{bmatrix} E\{Y_1\} \\ E\{Y_2\} \\ E\{Y_3\} \end{bmatrix}$$

وهكذا، فإن القيمة المتوقعة لمتجه عشوائي هي متجه عناصره القيم المتوقعة للمتغيرات العشوائية التي تشكل عناصر المتجه العشوائي. وبالمثل، فإن توقع مصفوفة عشوائية هو مصفوفة عناصرها القيم المتوقعة للمتغيرات العشوائية المقابلة في المصفوفة الأصلية. وقد واجهنا متجه قيم متوقعة سابقاً في (6.4).

وبصورة عامة، فإن توقع متجه عشوائي \mathbf{Y} هو:

$$\mathbf{E}\{\mathbf{Y}\}_{n \times 1} = [E\{Y_i\}] \quad i = 1, \dots, n \quad (6.39)$$

ولمصفوفة عشوائية \mathbf{Y} بعد $n \times p$ يكون التوقع:

$$\mathbf{E}\{\mathbf{Y}\}_{n \times p} = [E\{Y_{ij}\}] \quad i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, p \quad (6.40)$$

مثال المحدار. افترض أن عدد المشاهدات في تطبيق انحدار هو $n = 3$ ، فلكل من حدود الخطأ الثلاثة $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ و ε_3 توقع يساوي الصفر. و لمتجه الخطأ:

$$\mathbf{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \end{bmatrix}$$

لدينا:

$$\mathbf{E}\{\mathbf{\varepsilon}\}_{3 \times 1} = \mathbf{0}_{3 \times 1}$$

لأن:

$$\mathbf{E}\{\mathbf{e}\} = \begin{bmatrix} E\{e_1\} \\ E\{e_2\} \\ E\{e_3\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \mathbf{0}$$

مصفوفة تباين - تباين متجه عشوائي

اعتبر ثانية المتجه العشوائي \mathbf{Y} المؤلف من المشاهدات الثلاث Y_1, Y_2, Y_3 ، فلنكل متغير عشوائي تباين، $\sigma^2\{Y_i\}$ ، ولكل متغيرين عشوائيين تباين $\sigma\{Y_i, Y_j\}$ ، ويمكن تجميع هذه في مصفوفة تسمى مصفوفة تباين - تباين ويرمز لها بـ $\sigma^2\{\mathbf{Y}\}$:

$$\sigma^2\{\mathbf{Y}\} = \begin{bmatrix} \sigma^2\{Y_1\} & \sigma\{Y_1, Y_2\} & \sigma\{Y_1, Y_3\} \\ \sigma\{Y_2, Y_1\} & \sigma^2\{Y_2\} & \sigma\{Y_2, Y_3\} \\ \sigma\{Y_3, Y_1\} & \sigma\{Y_3, Y_2\} & \sigma^2\{Y_3\} \end{bmatrix} \quad (6.41)$$

لاحظ أن التباينات واقعة على القطر الرئيس بينما نجد التباين $\sigma\{Y_i, Y_j\}$ في الصف i والعمود j من المصفوفة. وهكذا يتواجد $\sigma\{Y_2, Y_1\}$ في الصف الثاني والعمود الأول ويتواجد في الصف الأول والعمود الثاني وتذكر طبعا، أن $\sigma\{Y_1, Y_2\} = \sigma\{Y_2, Y_1\}$ وبما أن $\sigma\{Y_i, Y_j\} = \sigma\{Y_j, Y_i\}$ بصورة عامة، من أجل زيج i فالمصفوفة $\sigma^2\{\mathbf{Y}\}$ متناظرة. ويتبع بسهولة أن:

$$\sigma^2\{\mathbf{Y}\} = E\left\{ \left[\mathbf{Y} - E\{\mathbf{Y}\} \right] \left[\mathbf{Y} - E\{\mathbf{Y}\} \right]' \right\} \quad (6.42)$$

ولتوضيحنا هنا، لدينا:

$$\sigma^2\{\mathbf{Y}\} = E\left\{ \begin{bmatrix} Y_1 - E\{Y_1\} \\ Y_2 - E\{Y_2\} \\ Y_3 - E\{Y_3\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 - E\{Y_1\} & Y_2 - E\{Y_2\} & Y_3 - E\{Y_3\} \end{bmatrix} \right\}$$

وبضرب المصفوفتين. ثم أخذ التوقعات، نجد:

القيمة المتوقعة	الحد	الموقع في حاصل الضرب
$\sigma^2\{Y_1\}$	$(Y_1 - E\{Y_1\})^2$	صف ١ عمود ١
$\sigma\{Y_1, Y_2\}$	$(Y_1 - E\{Y_1\})(Y_2 - E\{Y_2\})$	صف ١ عمود ٢
$\sigma\{Y_1, Y_3\}$	$(Y_1 - E\{Y_1\})(Y_3 - E\{Y_3\})$	صف ١ عمود ٣
$\sigma\{Y_2, Y_1\}$	$(Y_2 - E\{Y_2\})(Y_1 - E\{Y_1\})$	صف ٢ عمود ١
etc.	etc.	

ويقود هذا، طبعاً، إلى مصفوفة تباين - تغاير في (6.41). تذكر، عند أخذ التوقعات، تعاريف التباين والتغاير في (1.15) و (1.21) على الترتيب.

ولتعميم مصفوفة التباين - التغاير إلى $n \times 1$ متجه عشوائي Y نكتب:

$$\sigma^2\{Y\}_{n \times n} = \begin{bmatrix} \sigma^2\{Y_1\} & \sigma\{Y_1, Y_2\} & \dots & \sigma\{Y_1, Y_n\} \\ \sigma\{Y_2, Y_1\} & \sigma^2\{Y_2\} & \dots & \sigma\{Y_2, Y_n\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma\{Y_n, Y_1\} & \sigma\{Y_n, Y_2\} & \dots & \sigma^2\{Y_n\} \end{bmatrix} \quad (6.43)$$

لاحظ مرة أخرى أن $\sigma^2\{Y\}$ مصفوفة متناظرة.

مثال المحدار. لنعد إلى المثال المستند إلى $n=3$ مشاهدات. افترض أن حدود الخطأ الثلاثة تباين ثابت $\sigma^2 = \sigma^2\{\varepsilon_i\}$ ، وأنها غير مرتبطة، أي أن $\sigma^2\{\varepsilon_i, \varepsilon_j\} = 0$ لـ $i \neq j$ ، فيمكننا عندئذ كتابة مصفوفة التباين - التغاير للمتجه العشوائي ε للمثال السابق كما يلي:

$$\sigma^2\{\varepsilon\}_{3 \times 3} = \sigma^2 \mathbf{I}_{3 \times 3}$$

ذلك لأن:

$$\sigma^2 \mathbf{I} = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

لاحظ أن كل التباينات σ^2 وأن كل التغايرات صفر.

بعض النظريات الأساسية

كثيراً ما نواجه متجهاً عشوائياً W نحصل عليه بضرب المتجه العشوائي Y من

اليسار بمصفوفة ثابتة A (مصفوفة عناصرها مثبتة)

$$W = AY \quad (6.44)$$

وفيما يلي بعض من النظريات الأساسية لهذه الحالة

$$E\{A\} = A \quad (6.45)$$

$$E\{W\} = E\{AY\} = AE\{Y\} \quad (6.46)$$

$$\sigma^2\{W\} = \sigma^2\{AY\} = A\sigma^2\{Y\}A' \quad (6.47)$$

حيث $\{Y\}$ مصفوفة تباين - تغاير Y .

مثال. كتوضيح بسيط لاستخدام هذه النظريات، اعتبر:

$$\begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1 - Y_2 \\ Y_1 + Y_2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{matrix} \mathbf{W} & \mathbf{A} & \mathbf{Y} \\ 2 \times 1 & 2 \times 2 & 2 \times 1 \end{matrix}$$

فلدينا من (6.46):

$$\mathbf{E}\{\mathbf{W}\} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{E}\{Y_1\} \\ \mathbf{E}\{Y_2\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{E}\{Y_1\} - \mathbf{E}\{Y_2\} \\ \mathbf{E}\{Y_1\} + \mathbf{E}\{Y_2\} \end{bmatrix}$$

ومن (6.47):

$$\begin{aligned} \sigma^2\{\mathbf{W}\}_{2 \times 2} &= \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma^2\{Y_1\} & \sigma\{Y_1, Y_2\} \\ \sigma\{Y_2, Y_1\} & \sigma^2\{Y_2\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sigma^2\{Y_1\} + \sigma^2\{Y_2\} - 2\sigma\{Y_1, Y_2\} & \sigma^2\{Y_1\} - \sigma^2\{Y_2\} \\ \sigma^2\{Y_1\} - \sigma^2\{Y_2\} & \sigma^2\{Y_1\} + \sigma^2\{Y_2\} + 2\sigma\{Y_1, Y_2\} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

وهكذا نجد:

$$\begin{aligned} \sigma^2\{W_1\} &= \sigma^2\{Y_1 - Y_2\} = \sigma^2\{Y_1\} + \sigma^2\{Y_2\} - 2\sigma\{Y_1, Y_2\} \\ \sigma^2\{W_2\} &= \sigma^2\{Y_1 + Y_2\} = \sigma^2\{Y_1\} + \sigma^2\{Y_2\} + 2\sigma\{Y_1, Y_2\} \\ \sigma\{W_1, W_2\} &= \sigma\{Y_1 - Y_2, Y_1 + Y_2\} = \sigma^2\{Y_1\} - \sigma^2\{Y_2\} \end{aligned}$$

(٦-٩) الانحدار خطي بسيط بدلالة المصفوفات

نحن الآن على استعداد لتطوير انحدار خطي بسيط بدلالة المصفوفات. تذكر ثانية

أننا لنقدّم أية نتائج جديدة، ولكننا سنعرض فقط النتائج التي حصلنا عليها سابقاً

بدلالة المصفوفات. وسنبداً بنموذج الانحدار (3.1):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n \quad (6.48)$$

وهذا يتضمن:

$$\begin{aligned} Y_1 &= \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon_1 \\ Y_2 &= \beta_0 + \beta_1 X_2 + \varepsilon_2 \\ &\vdots \\ Y_n &= \beta_0 + \beta_1 X_n + \varepsilon_n \end{aligned} \quad (6.48a)$$

عرّفنا سابقاً منتج المشاهدات Y في (6.4) والمصفوفة X في (6.6) والمتجه ε في

(6.10). دعنا نعيد التعريفات ونعرّف المتجه β لمعاملات الانحدار:

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad X = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix}_{n \times 2} \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix}_{2 \times 1} \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad (6.49)$$

يمكننا الآن كتابة (6.48a) بصورة مترابطة، بدلالة المصفوفات وذلك كما يلي:

$$Y = X \beta + \varepsilon \quad (6.50)$$

$n \times 1 \quad n \times 2 \quad 2 \times 1 \quad n \times 1$

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad \text{لأن:}$$

$$= \begin{bmatrix} \beta_0 + \beta_1 X_1 \\ \beta_0 + \beta_1 X_2 \\ \vdots \\ \beta_0 + \beta_1 X_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon_1 \\ \beta_0 + \beta_1 X_2 + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \beta_0 + \beta_1 X_n + \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

ونلاحظ أن $X\beta$ هو منتج القيم المتوقعة للملاحظات Y_i لأن $E\{Y_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_i$

وبالتالي:

$$E\{Y\} = X\beta \quad (6.51)$$

$n \times 1 \quad n \times 1$

حيث $E\{Y\}$ معرّف في (6.9).

ويمكن النظر إلى العمود 1 في المصفوفة X كعمود مؤلف من المتغير الدمية 1 في X_0

نموذج الانحدار البديل (2.5):

$$Y_i = \beta_0 X_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad ; \quad X_0 = 1$$

و هكذا يمكن اعتبار المصفوفة X مصفوفة مؤلفة من متجه عمود للمتغير الدمية X_0 ومتجه عمود آخر يتألف من مشاهدات المتغير المستقل X_1 .

وبالنسبة لحدود الخطأ، يفترض نموذج الانحدار (3.1) أن $E\{\varepsilon_i\} = 0$ و $\sigma^2\{\varepsilon_i\} = \sigma^2$ وأن ε_i متغيرات عشوائية طبيعية مستقلة. ويصبح الشرط $E\{\varepsilon_i\} = 0$ بدلالة المصفوفات:

$$E\{\varepsilon\} = \begin{matrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{matrix} \quad \begin{matrix} n \times 1 \\ n \times 1 \end{matrix} \quad (6.52)$$

لأن (6.52) تفيد أن:

$$E\{\varepsilon\} = \begin{bmatrix} E\{\varepsilon_1\} \\ E\{\varepsilon_2\} \\ \vdots \\ E\{\varepsilon_n\} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

والشرط أن لحدود الخطأ تبايناً ثابتاً σ^2 وأن جميع التباينات $\sigma\{\varepsilon_i, \varepsilon_j\}$ صفر من أجل $i \neq j$ (طالما أن ε_i مستقلة)، هذا الشرط يُعبر عنه بدلالة المصفوفات من خلال مصفوفة التباين - التغاير:

$$\sigma^2\{\varepsilon\} = \sigma^2 I \quad \begin{matrix} n \times n \\ n \times n \end{matrix} \quad (6.53)$$

ذلك لأن (6.53) تفيد ما يلي:

$$\sigma^2\{\varepsilon\} = \sigma^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \sigma^2 \end{bmatrix}$$

وهكذا، يكون نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (3.1) بدلالة المصفوفات:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (6.54)$$

حيث:

$$\varepsilon \text{ متجه متغيرات عشوائية طبيعية مستقلة مع } E\{\varepsilon\} = 0 \text{ و } \sigma^2\{\varepsilon\} = \sigma^2 I$$

(٦-١٠) تقدير المربعات الدنيا لمعامل الانحدار

المعادلات الناعمية

المعادلات الناعمية (2.9):

$$\begin{aligned} nb_0 + b_1 \sum X_i &= \sum Y_i \\ b_0 \sum X_i + b_1 \sum X_i^2 &= \sum X_i Y_i \end{aligned} \quad (6.55)$$

وبدلالة المصفوفات نجد:

$$\begin{matrix} \mathbf{X}'\mathbf{X} & \mathbf{b} = & \mathbf{X}'\mathbf{Y} \\ 2 \times 2 & 2 \times 1 & 2 \times 1 \end{matrix} \quad (6.56)$$

حيث \mathbf{b} متجه معاملات انحدار المربعات الدنيا:

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix}_{2 \times 1} \quad (6.56a)$$

ولرؤية هذا، تذكر أننا حصلنا على $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ في (6.14) و $\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ في (6.15) وهكذا

تعني المعادلة (6.56):

$$\begin{bmatrix} n & \sum X_i \\ \sum X_i & \sum X_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_i Y_i \end{bmatrix}$$

أو:

$$\begin{bmatrix} nb_0 + b_1 \sum X_i \\ b_0 \sum X_i + b_1 \sum X_i^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_i Y_i \end{bmatrix}$$

وهذه هي بالضبط المعادلات الناعمية في (6.55)

معاملات الانحدار المقدرة

لإيجاد معاملات الانحدار المقدرة من المعادلات الناعمية:

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b} = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

بطرق المصفوفات، نضرب الطرفين عند اليسار بمعكوس $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ (ونفترضه موجوداً):

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

وهكذا نجد، باعتبار أن $(\mathbf{X}'\mathbf{X})(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \mathbf{I}$ و $\mathbf{I}\mathbf{b} = \mathbf{b}$:

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (6.57)$$

$$\begin{matrix} 2 \times 1 & 2 \times 2 & 2 \times 1 \end{matrix}$$

المقداران b_0 و b_1 في \mathbf{b} هما المقدَّران نفسهما المعطيان سابقا في (2.10a) و (2.10b). وسوف نثبت ذلك من خلال مثال.

مثال. لنجد معاملي الانحدار المقدَّرين لمشال حجم الدفعة في شركة وستود بطرق المصفوفات. فمن عملٍ سابق لدينا (جدول ٢-٢):

$$n=10 \quad \sum Y_i = 1,100 \quad \sum X_i = 500 \quad \sum X_i^2 = 28,400 \\ \sum X_i Y_i = 61,800$$

لنستخدم الآن (6.24) لحساب $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ لدينا:

$$n \sum (X_i - \bar{X})^2 = n \left[\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{n} \right] = 10 \left[28,400 - \frac{(500)^2}{10} \right] = 34,000$$

وبالتالي:

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{-\sum X_i}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} \\ \frac{-\sum X_i}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{n}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{28,400}{34,000} & \frac{-500}{34,000} \\ \frac{-500}{34,000} & \frac{10}{34,000} \end{bmatrix} \\ = \begin{bmatrix} .83529412 & -.01470588 \\ -.01470588 & .00029412 \end{bmatrix}$$

ونرغب أيضا باستخدام (6.15) لحساب $\mathbf{X}'\mathbf{Y}$:

$$\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_i Y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,100 \\ 61,800 \end{bmatrix}$$

وبالتالي نجد من (6.57)

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} .83529412 & -.0147088 \\ -.01470588 & .0029412 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1,100 \\ 61,800 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10.0 \\ 2.0 \end{bmatrix}$$

أو $b_0 = 10.0$ و $b_1 = 2.0$ ، ويتفق هذا مع النتائج في الفصل الثاني. وأي اختلاف سيكون بسبب أخطاء التقريب.

ولتقليل تأثير أخطاء التقريب عند إيجاد المنتجه \mathbf{b} بحسابات يدوية، من المستحسن، عادة، إخراج الثابت في مقامات عناصر $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ خارج المصفوفة، وإجراء القسمة كآخر خطوة. وفي مثالنا سيؤدي هذا إلى:

$$\begin{aligned}
 (X'X)^{-1} &= \frac{1}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} \begin{bmatrix} \sum X_i^2 & -\sum X_i \\ -\sum X_i & n \end{bmatrix} \\
 &= \frac{1}{34,000} \begin{bmatrix} 28,400 & -500 \\ -500 & 10 \end{bmatrix} \\
 \mathbf{b} &= \frac{1}{34,000} \begin{bmatrix} 28,400 & -500 \\ -500 & 10 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1,100 \\ 61,800 \end{bmatrix} \\
 &= \frac{1}{34,000} \begin{bmatrix} 340,000 \\ 68,000 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10.0 \\ 2.0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

وفي حالة كهذه، تقود طريقتنا الحساب إلى نتائج متطابقة. على كل حال، فإن تأخير القسمة على $n \sum (X_i - \bar{X})^2$ حتى النهاية يعطي في الغالب نتائج أكثر دقة.

تعليقات

١- لاستنباط المعادلتين الناظميتين بطرق المربعات الدنيا، نأخذ القيمة الصغرى

للكمية:

$$Q = \sum [Y_i - (\beta_0 + \beta_1 X_i)]^2$$

وبرمز المصفوفة:

$$Q = (Y - X\beta)'(Y - X\beta)$$

ونفك الأقواس، نجد:

$$Q = Y'Y - \beta'X'Y - Y'X\beta + \beta'X'X\beta$$

حيث $(X\beta)' = \beta'X'$ من (6.33). ونلاحظ الآن أن $Y'X\beta$ هو 1×1 ، وبالتالي فهو

يساوي منقوله وهو طبقاً لـ (6.34) $\beta'X'Y$ وهكذا نجد:

$$Q = Y'Y - 2\beta'X'Y + \beta'X'X\beta \quad (6.59)$$

لإيجاد قيمة β التي تجعل Q أصغر ما يمكن نشق بالنسبة لـ β_0 و β_1 ليكن:

$$\frac{\partial}{\partial \beta} (Q) = \begin{bmatrix} \frac{\partial Q}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial Q}{\partial \beta_1} \end{bmatrix} \quad (6.60)$$

فعدئذ نجد:

$$\frac{\partial}{\partial \beta} (Q) = 2X'Y + 2X'X\beta \quad (6.61)$$

وعمساواتها بالصفر والقسمة على 2 وتعويض b عن β نجد الشكل المصفوفي لمعادلات المربعات الدنيا الناعمية:

$$X'Xb = X'Y$$

٢- تبين مقارنة المعادلات الناعمية مع $X'X$ أنه حينما كانت أعمدة $X'X$ مرتبطة خطيًا، فستكون المعادلات الناعمية مرتبطة خطيًا أيضا. ولا يمكن بالتالي إيجاد حل وحيد لـ b_0 و b_1 . ولحسن الحظ، ففي معظم تطبيقات الانحدار تكون أعمدة $X'X$ مستقلة خطيًا مما يقود إلى حلين وحيدين لـ b_0 و b_1 .

(١١-٦) القيم التوفيقية والرواسب

القيم التوفيقية

ليكن متجه القيم التوفيقية \hat{Y}_i وسنرمز له بـ \hat{Y} :

$$\hat{Y}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} \hat{Y}_1 \\ \hat{Y}_2 \\ \vdots \\ \hat{Y}_n \end{bmatrix} \quad (6.62)$$

وبرمز المصفوفة، لدينا إذن:

$$\hat{Y}_{n \times 1} = X_{n \times 2} b_{2 \times 1} \quad (6.63)$$

ذلك لأن:

$$\begin{bmatrix} \hat{Y}_1 \\ \hat{Y}_2 \\ \vdots \\ \hat{Y}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_0 + b_1 X_1 \\ b_0 + b_1 X_2 \\ \vdots \\ b_0 + b_1 X_n \end{bmatrix}$$

مصفوفة قبة. يمكننا توضيح نتيجة المصفوفة لـ \hat{Y} في (6.63) كما يلي مستخدمين عبارة b في (6.57):

$$\hat{Y} = X(X'X)^{-1}X'Y$$

أو بصورة مكافئة:

$$\hat{Y} = H Y \quad (6.64)$$

$n \times 1 \quad n \times n \quad n \times n$

حيث:

$$H = X(X'X)^{-1}X' \quad (6.64a)$$

$n \times n$

وهكذا نرى من (6.64) أنه يمكن التعبير عن القيم التوقعية \hat{Y}_i كتراكيب خطية في مشاهدات المتغير التابع Y_i حيث المعاملات هي عناصر المصفوفة H . وتنطوي المصفوفة H فقط على مشاهدات المتغير المستقل X ، كما هو واضح من (6.64a).

تسمى المصفوفة المربعة ذات الأبعاد $n \times n$ **مصفوفة القبة**. وتلعب دورا مهما في تحليل الانحدار، كما سترى في الفصل الحادي عشر عندما نناقش ما إذا كانت نتائج الانحدار تتأثر بدون وجه حق بمشاهدة واحدة أو بقليل من المشاهدات. والمصفوفة H متناظرة ولها الخاصية (وتدعى تساوي القوى):

$$HH = H \quad (6.65)$$

وبصورة عامة، يقال إن المصفوفة M **متساوية القوة** إذا كان $MM = M$.

الرواسب

ليكن متجه الرواسب $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$ ويرمز له بـ e :

$$e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} \quad (6.66)$$

$n \times 1$

ويرمز المصفوفة، لدينا إذن:

$$\mathbf{e} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{b} \quad (6.67)$$

$n \times 1 \quad n \times 1 \quad n \times 1 \quad n \times 1 \quad n \times 1$

ويمكن التعبير عن الرواسب e_i مثلها مثل القيم التوفيقية \hat{Y}_i ، كتركيب خطية في مشاهدات المتغير التابع Y_i وذلك باستخدام النتيجة في (6.64) المتعلقة بـ $\hat{\mathbf{Y}}$:

$$\mathbf{e} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{Y} = (\mathbf{I} - \mathbf{H})\mathbf{Y}$$

وهكذا نجد النتيجة المهمة:

$$\mathbf{e} = (\mathbf{I} - \mathbf{H})' \mathbf{Y} \quad (6.68)$$

$n \times 1 \quad n \times n \quad n \times n \quad n \times 1$

حيث \mathbf{H} مصفوفة القبة المعرفة في (6.64a).

المصفوفة $\mathbf{I} - \mathbf{H}$ مثلها مثل المصفوفة \mathbf{H} ، متناظرة ومتساوية القوى.

ويمكن تبين أن مصفوفة تباين - تغاير متجه الرواسب \mathbf{e} تنطوي أيضاً على

المصفوفة $\mathbf{I} - \mathbf{H}$:

$$\sigma^2\{\mathbf{e}\} = \sigma^2(\mathbf{I} - \mathbf{H}) \quad (6.69)$$

$n \times n$

وتُقدَّر بـ:

$$s^2\{\mathbf{e}\} = \text{MSE}(\mathbf{I} - \mathbf{H}) \quad (6.70)$$

$n \times n$

ملاحظة

يمكن استنباط مصفوفة تباين - تغاير \mathbf{e} باستخدام (6.57). فيما أن $\mathbf{e} = (\mathbf{I} - \mathbf{H})\mathbf{Y}$ نجد:

$$\sigma^2\{\mathbf{e}\} = (\mathbf{I} - \mathbf{H})\sigma^2\{\mathbf{Y}\}(\mathbf{I} - \mathbf{H})'$$

$n \times n$

ولكن $\mathbf{I} \sigma^2 = \sigma^2 \mathbf{I} = \sigma^2\{\mathbf{e}\} = \sigma^2\{\mathbf{Y}\}$ في نموذج الخطأ الطبيعي وذلك وفقاً لـ (6.53) ولدينا

أيضاً $\mathbf{I} - \mathbf{H} = (\mathbf{I} - \mathbf{H})'$ بسبب تناظر المصفوفة وبالتالي:

$$\begin{aligned} \sigma^2\{\mathbf{e}\} &= \sigma^2 (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \mathbf{I} (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \\ &= \sigma^2 (\mathbf{I} - \mathbf{H}) (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \end{aligned}$$

وبالنظر إلى حقيقة كون المصفوفة $\mathbf{I} - \mathbf{H}$ متساوية القوى، نعلم أن:

$$(\mathbf{I} - \mathbf{H})(\mathbf{I} - \mathbf{H}) = (\mathbf{I} - \mathbf{H})$$

ونحصل على العلاقة (6.69):

$$\sigma^2\{\mathbf{e}\} = \sigma^2(\mathbf{I} - \mathbf{H})$$

(١٢-٦) نتائج تحليل التباين

مجموعة المربعات

لرؤية كيفية التعبير عن مجموع المربعات برموز المصفوفة، نبدأ بـ $SSTO$ إذ نعلم

من (3.49) أن:

$$SSTO = \sum Y_i^2 - n\bar{Y}^2 = \sum Y_i^2 - \frac{(\sum Y_i)^2}{n} \quad (6.71)$$

ونعلم أيضا من (6.13) أن:

$$\mathbf{Y}'\mathbf{Y} = \sum Y_i^2$$

يُستخدم الحد المطروح $n\bar{Y}^2 = (\sum Y_i)^2 / n$ معبرا عنه في شكل مصفوفاتي الرمز J .

وهو مصفوفة المقادير 1 المعرفة في (6.18)، وذلك كما يلي:

$$\frac{(\sum Y_i)^2}{n} = \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{Y}'\mathbf{J}\mathbf{Y} \quad (6.72)$$

فمثلا، إذا كانت $n = 2$ ، لدينا:

$$\left(\frac{1}{2}\right) \begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} = \frac{(Y_1 + Y_2)(Y_1 + Y_2)}{2}$$

وبالتالي نجد أن:

$$SSTO = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{Y}'\mathbf{J}\mathbf{Y} \quad (6.73a)$$

ونما كما مثلنا $\sum Y_i^2$ بـ $\mathbf{Y}'\mathbf{Y}$ بدلالة المصفوفات، كذلك يمكن تمثيلكالتالي: $SSE = \sum e_i^2 = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2$

$$SSE = \mathbf{e}'\mathbf{e} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{b})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{b}) \quad (6.73b)$$

ويمكن تبين أنه يساوي:

$$SSE = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (6.73c)$$

وأخيرا يمكن تبين أن:

$$SSR = \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{Y}'\mathbf{J}\mathbf{Y} \quad (6.73d)$$

مثال. دعنا نجد SSE لمثال حجم الدفعة في شركة وستود بطرق المصفوفة، مستخدمين

(6.73c). فنعلم من نتائج سابقة أن:

$$Y'Y = \sum Y_i^2 = 134,660$$

ونعلم أيضا من نتائج سابقة أن:

$$b = \begin{bmatrix} 10.0 \\ 2.0 \end{bmatrix} \quad X'Y = \begin{bmatrix} 1,100 \\ 61,800 \end{bmatrix}$$

وبالتالي:

$$b'X'Y = \begin{bmatrix} 10.0 & 2.0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1,100 \\ 61,800 \end{bmatrix} = 134,600$$

و:

$$SSE = Y'Y - b'X'Y = 134,660 - 134,600 = 60$$

وهي النتيجة نفسها التي حصلنا عليها في الفصل الثاني وأية فروق ستكون بسبب أخطاء التقريب.

وبصورة مماثلة يمكننا إيجاد SSE باستخدام (6.73d):

$$\begin{aligned} SSR &= b'X'Y - \left(\frac{1}{n}\right) Y'JY \\ &= 134,600 - \frac{1}{10} (1,100)^2 = 13,600 \end{aligned}$$

ذلك لأن $\sum Y_i = 1,100$ لمثال شركة وستود.

ملاحظة

لإيضاح استنباط تعابير بمجاميع المربعات برموز المصفوفة، خذ SSE :

$$SSE = e'e = (Y - Xb)'(Y - Xb) = Y'Y - 2b'X'Y + b'X'Xb$$

وبالتعويض عن b في أقصى اليمين نجد من (6.57):

$$\begin{aligned} SSE &= Y'Y - 2b'X'Y + b'X'X(X'X)^{-1} X'Y \\ &= Y'Y - 2b'X'Y + b'IX'Y \end{aligned}$$

ويحذف I والطرح، نجد النتيجة في (6.73c):

$$SSE = Y'Y - b'X'Y$$

مجاميع المربعات كصيغ تربيعية

يمكن تبيان أن مجاميع مربعات هي صيغ تربيعية، كمثال لصيغة تربيعية في المشاهدات Y_i عندما $n = 2$ نأخذ:

$$5Y_1^2 + 6Y_1Y_2 + 4Y_2^2 \quad (6.74)$$

لاحظ أن هذه العبارة هي كثيرة حدود من الدرجة الثانية تحتوي على حدود تتضمن مربعات المشاهدات وجداءاتها ونعبر عن (6.74) بدلالة المصفوفات كما يلي:

$$\begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 3 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} = Y'AY \quad (6.74a)$$

حيث A مصفوفة متناظرة.

وبصورة عامة، نعرف صيغة تربيعية كما يلي:

$$a_{ij} = a_{ji} \quad \text{حيث} \quad Y'AY = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} Y_i Y_j \quad (6.75)$$

A مصفوفة $n \times n$ متناظرة وتسمى مصفوفة الصيغة التربيعية.

ومجاميع مربعات التحاين $SSTO$ ، SSE و SSR جميعها صيغ تربيعية. ولرؤية ذلك، نحتاج إلى التعبير بصورة أكثر تراصاً عن الأشكال المصفوفية لمجاميع المربعات هذه المذكورة في (6.73) ونقوم بذلك بإعادة التعبير عن $b'X'$. فمن (6.33) و (6.63)، نعلم أن:

$$b'X' = (Xb)' = \hat{Y}'$$

الآن نستخدم النتيجة في (6.64) للحصول على:

$$b'X' = (HY)'$$

وبما أن H مصفوفة متناظرة فلدينا $H' = H$ ، ونجد أخيراً، باستخدام (6.33):

$$b'X' = Y'H \quad (6.76)$$

وتسمح هذه النتيجة بالتعبير عن مجاميع المربعات في (6.73) كما يلي:

$$SSTO = Y' \left[I - \left(\frac{1}{n} \right) J \right] Y \quad (6.77a)$$

$$SSE = Y'(I - H)Y \quad (6.77b)$$

$$SSR = Y' \left[H - \left(\frac{1}{n} \right) J \right] Y \quad (6.77c)$$

يمكن الآن رؤية أن كلا من مجاميع المربعات هذه هو من الشكل $Y'AY$ ويمكن تبين أن المصفوفات A الثلاث:

$$I - \left(\frac{1}{n}\right)J \quad (6.78a)$$

$$I - H \quad (6.78b)$$

$$I - \left(\frac{1}{n}\right)J \quad (6.78c)$$

هي مصفوفات متناظرة. وبالتالي SSO ، SSE و SSR هي صيغ تربيعية، بمصفوفات صيغ تربيعية معطاة في (6.78). وتلعب الصيغ التربيعية دورا مهما في الإحصاء لأن كل مجاميع المربعات في تحليل التباين للنماذج الإحصائية الخطية يمكن التعبير عنها كصيغ تربيعية.

٦-١٣) استقراءات في تحليل الانحدار

كما رأينا في فصول سابقة، جميع التقديرات بفترة هي من الشكل التالي: مقدر نقطي زائد أو ناقص عددا معينا من الانحرافات المعيارية المقدرة للمقدر النقطي. وبصورة مماثلة تتطلب جميع الاختبارات مقدرًا نقطيًا والانحراف المعياري المقدّر للمقدر النقطي أو في حالة اختبارات تحليل تباين، مجاميع المربعات المختلفة. ولجبر المصفوفات فائدة رئيسة في الاستقراء وذلك عند الحصول على تقديرات الانحرافات المعيارية وعلى مجاميع المربعات. ولقد اعطينا آنفا المكافآت المصفوفية لمجاميع المربعات لتحليل التباين. وبالتالي، نركز هنا بصورة رئيسة على التعابير المصفوفية لتقديرات تباينات المقدرات النقطية موضع الاهتمام.

معاملات المحدار

مصفوفة تباين - تغاير b التالية:

$$\sigma^2\{b\}_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} \sigma^2\{b_0\} & \sigma\{b_0, b_1\} \\ \sigma\{b_1, b_0\} & \sigma^2\{b_1\} \end{bmatrix} \quad (6.79)$$

هي:

$$\sigma^2\{b\}_{2 \times 2} = \sigma^2\{X'X\}^{-1} \quad (6.80)$$

أو باستخدام (6.25)

$$\sigma^2\{\mathbf{b}\} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma^2 \sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{-\bar{X}\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \\ \frac{-\bar{X}\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{\sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \end{bmatrix} \quad (6.80a)$$

عند التعويض بـ MSE عن σ^2 في (6.80)، نجد:

$$s^2\{\mathbf{b}\} = MSE(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{MSE \sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{-\bar{X}MSE}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \\ \frac{-\bar{X}MSE}{\sum (X_i - \bar{X})^2} & \frac{MSE}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \end{bmatrix} \quad (6.81)$$

حيث $s^2\{\mathbf{b}\}$ هي مصفوفة تباين - تغاير \mathbf{b} المقدرة. وفي (6.80a) ستتعرف على تباين b_0 في (3.20b) و تباين b_1 في (3.3b) وتغاير b_0 و b_1 في (5.6). وبصورة مشابهة، فإن التباينات المقدرة في (6.81)، هي تباينات مألوفة من الفصول السابقة.

متوسط استجابة

لتقدير متوسط الاستجابة عند X_h ، دعنا نعرّف المتجه:

$$\mathbf{X}_h = \begin{bmatrix} 1 \\ X_h \end{bmatrix} \quad \text{أو} \quad \mathbf{X}_h' = [1 \quad X_h] \quad (6.82)$$

فعدنئذ ستكون القيمة التوفيقية برموز المصفوفة كما يلي:

$$\hat{Y}_h = \mathbf{X}_h' \mathbf{b} \quad (6.83)$$

ذلك لأن:

$$\mathbf{X}_h' \mathbf{b} = [1 \quad X_h] \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = [b_0 + b_1 X_h] = [\hat{Y}_h] = \hat{Y}_h$$

ونلاحظ أن $\mathbf{X}_h' \mathbf{b}$ مصفوفة 1×1 ؛ وبالتالي، يمكن كتابة النتيجة النهائية كعدد سلمي.وتباين \hat{Y}_h المعطى سابقاً في (3.28b) يصبح برموز المصفوفة:

$$\sigma^2\{\hat{Y}_h\} = \sigma^2 (\mathbf{X}_h' (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_h) = \mathbf{X}_h' \sigma^2\{\mathbf{b}\} \mathbf{X}_h \quad (6.84)$$

حيث $\sigma^2\{\mathbf{b}\}$ مصفوفة تباين - تغاير معاملات الانحدار في (6.80) ونلاحظ بالتالي، أن

$\sigma^2 \{ \hat{Y}_h \}$ دالة في التباينين $\sigma^2 \{ b_0 \}$ و $\sigma^2 \{ b_1 \}$ والتغاير $\sigma \{ b_0, b_1 \}$.
والتباين المقدّر لـ \hat{Y}_h . المعطى سابقا في (3.29) يصبح برموز المصفوفة:

$$s^2 \{ \hat{Y}_h \} = MSE \left(X'_h (X'X)^{-1} X_h \right) = X'_h s^2 \{ b \} X_h \quad (6.85)$$
حيث $s^2 \{ b \}$ مصفوفة التباين - التغاير المقدّرة لمعاملات الانحدار في (6.81)

النتيئة بمشاهدة جديدة

التباين المقدّر $s^2 \{ Y_{h(new)} \}$ ، المعطى سابقا في (3.37) يصبح برموز المصفوفة:

$$s^2 \{ Y_{h(new)} \} = MSE + s^2 \{ \hat{Y}_h \} = MSE + X'_h s^2 \{ b \} X_h \quad (6.86)$$

$$= MSE \left(1 + X'_h (X'X)^{-1} X_h \right)$$

أمثلة

١- نرغب إيجاد $s^2 \{ b_0 \}$ و $s^2 \{ b_1 \}$ لمثال حجم الدفعة في شركة وستود بطرق المصفوفة. وجدنا سابقا أن $MSE = 7.5$ و:

$$(X'X)^{-1} = \begin{bmatrix} .83529412 & -.01470588 \\ -.01470588 & .00029412 \end{bmatrix}$$

ومن (6.81) نجد التالي:

$$s^2 \{ b \} = MSE (X'X)^{-1} = 7.5 \begin{bmatrix} .83529412 & -.01470588 \\ -.01470588 & .00029412 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 6.264706 & -.1102941 \\ -.1102941 & .0022059 \end{bmatrix}$$

وهكذا $s^2 \{ b_0 \} = 6.26471$ و $s^2 \{ b_1 \} = 0.002206$ وهي النتائج نفسها التي حصلنا عليها في الفصل الثالث.

لاحظ مدى بساطة إيجاد تبايني معاملي الانحدار حالما نجد $(X'X)^{-1}$. ونحتاج هذا المعكوس في المقام الأول لإيجاد معاملي الانحدار، وهكذا فلا يتطلب إيجاد تباينيهما المقدرين، عمليا، أية جهود إضافية.

٢- نرغب إيجاد $s^2 \{ \hat{Y}_h \}$ لمثال شركة وستود عندما $X_h = 55$ نعرف:

$$X'_h = [1 \quad 55]$$

$$X_h' = [1 \quad 55]$$

ونجد من (6.85) أن:

$$\begin{aligned} s^2\{\hat{Y}_n\} &= X_h' s^2\{b\} X_h \\ &= [1 \quad 55] \begin{bmatrix} 6.264706 & -.1102941 \\ -.1102941 & .0022059 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 55 \end{bmatrix} = 0.80520 \end{aligned}$$

وهذه هي النتيجة نفسها التي حصلنا عليها في الفصل الثالث، باستثناء فرق بسيط يعود إلى تدوير الأرقام العشرية.

تعليقات

١- لتوضيح عملية استنباط بدلالة المصفوفات، دعنا نجد مصفوفة تباين - تغاير

b. تذكر أن:

$$b = (X'X)^{-1} X'Y = AY$$

حيث A مصفوفة ثابتة:

$$A = (X'X)^{-1} X'$$

وبالتالي لدينا من (6.47):

$$\sigma^2\{b\} = A\sigma^2\{Y\}A'$$

والآن $I = \sigma^2\{Y\}$ وبالإضافة إلى ذلك نجد من (6.33)، ومن حقيقة أن $(X'X)^{-1}$ متناظرة، أن:

$$A' = X(X'X)^{-1}$$

ولذلك نجد:

$$\begin{aligned} \sigma^2\{b\} &= (X'X)^{-1} X' \sigma^2\{Y\} X(X'X)^{-1} \\ &= \sigma^2(X'X)^{-1} X' X(X'X)^{-1} \\ &= \sigma^2(X'X)^{-1} I \\ &= \sigma^2(X'X)^{-1} \end{aligned}$$

٢- وبما أن $\hat{Y}_n = X_h' b$ ، فنستنتج من (6.47) على الفور، أن:

$$\sigma^2\{\hat{Y}_n\} = X_h' \sigma^2\{b\} X_h$$

وبالتالي:

$$\sigma^2 \{\hat{Y}_h\} = \begin{bmatrix} 1 & X_h \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma^2 \{b_0\} & \sigma \{b_0, b_1\} \\ \sigma \{b_1, b_0\} & \sigma^2 \{b_1\} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ X_h \end{bmatrix}$$

أو:

$$\sigma^2 \{\hat{Y}_h\} = \sigma^2 \{b_0\} + 2X_h \sigma \{b_0, b_1\} + X_h^2 \sigma^2 \{b_1\} \quad (6.87)$$

وباستخدام النتائج من (6.80a) نجد:

$$\sigma^2 \{\hat{Y}_h\} = \frac{\sigma^2 \sum X_i^2}{n \sum (X_i - \bar{X})^2} + \frac{2X_h (-\bar{X}) \sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} + \frac{X_h^2 \sigma^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2}$$

والتي تختزل إلى العبارة المألوفة:

$$\sigma^2 \{\hat{Y}_h\} = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(X_h - \bar{X})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right] \quad (6.88)$$

وهكذا نرى صراحة أن تعبير التباين في (6.88) يحوي مساهمات من $\sigma^2 \{b_1\}$, $\sigma^2 \{b_0\}$

و $\sigma \{b_0, b_1\}$ ويجب أن يكون طبقاً للنظرية (1.27b):

$$\hat{Y}_h = b_0 + b_1 X_h$$

باعتبار أن \hat{Y}_h تركيب خطي في b_0 و b_1 .

٣- لا نعرض النتائج بدلالة المصفوفة لبقية أنواع الاستقرارات، مثل التنبؤ المتزامن

لعدد من المشاهدات Y الجديدة، عند مستويات مختلفة لـ X_h ، ذلك لأنها تستند إلى

نتائج قمنا بتطويرها.

مراجع ورد ذكرها

[6.1] Graybill, F. A. *Matrices with Applications in Statistics*. 2nd ed. Belmont, Calif. : Wadsworth, 1983.

مسائل

(١-٦) أوجد للمصفوفات المذكورة أدناه: (١) $A+B$, (٢) $A-B$, (٣) AC , (٤)

$B'A$ و AB'

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 6 \\ 3 & 8 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 1 & 4 \\ 2 & 5 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} 3 & 8 & 1 \\ 5 & 4 & 0 \end{bmatrix}$$

اذكر البعد لكل مصفوفة ناتجة.

(٢-٦) أوجد للمصفوفات أدناه: (١) $A+C$ ، (٢) $A-C$ ، (٣) $B'A$ ، (٤) AC' و (٥) $C'A$.

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 3 & 5 \\ 5 & 7 \\ 4 & 8 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 6 \\ 9 \\ 3 \\ 1 \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} 3 & 8 \\ 8 & 6 \\ 5 & 1 \\ 2 & 4 \end{bmatrix}$$

اذكر البعد لكل مصفوفة ناتجة.

(٣-٦) بين كيفية كتابة العبارات التالية بدلالة المصفوفات: (١) $Y_i - \hat{Y}_i = e_i$ و (٢) $\sum X_i e_i = 0$ افترض $i = 1, \dots, 4$.

(٤-٦) فساد النكهة. تم الحصول على النتائج المبينة أدناه من تجربة على نطاق ضيق لدراسة العلاقة بين درجة التخزين X بالفهرنهايت وعدد الأسابيع قبل بدء فساد النكهة Y .

i	1	2	3	4	5
X_i	8	4	0	-4	-8
Y_i	7.8	9.0	10.2	11.0	11.7

افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة - الأولى (3.1) قابل للتطبيق. أوجد باستخدام طرق المصفوفة.

$X'Y$ (٣)

$X'X$ (٢)

$Y'Y$ (١)

(٥-٦) تمويل مستهلك. تعرض البيانات أدناه لشركة تمويل المستهلك تعمل في ست مدن، عدد شركات الإقراض المنافسة العاملة في المدينة (X) وعدد القروض المستحقة التي لم تُسدّد للشركة في تلك المدينة بالآلاف (Y).

i	1	2	3	4	5	6
X_i	4	1	2	3	3	4
Y_i	16	5	10	15	13	22

افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (3.1) قابل للتطبيق. مستخدما

$X'Y$ (٣)

$X'X$ (٢)

$Y'Y$ (١) أوجد :

(٦-٦) عد إلى مسألة تكسر الشحنات (٢-٩) مستخدما طرق المصفوفة، أوجد:

$$X'Y \text{ (٣)} \quad X'X \text{ (٢)} \quad Y'Y \text{ (١)}$$

(٧-٦) عُذ إلى مسألة صلابة البلاستيك (٢٠-٢) مستخدماً طرق المصفوفة، أوجد:

$$X'Y \text{ (٣)} \quad X'X \text{ (٢)} \quad Y'Y \text{ (١)}$$

(٨-٦) لتكن B معرفة كالتالي:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 5 & 0 \\ 1 & 0 & 5 \\ 1 & 0 & 5 \end{bmatrix}$$

١ - هل متجهات العمود في B مرتبطة خطياً؟

ب - ما هي رتبة B ؟

ج - ماذا يجب أن تكون محدّدة B ؟

(٩-٦) لتكن A معرفة كالتالي:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 8 \\ 0 & 3 & 1 \\ 0 & 5 & 5 \end{bmatrix}$$

١ - هل متجهات العمود في A مرتبطة خطياً؟

ب - أعد صياغة تعريف (6.20) بدلالة متجهات الصف. هل متجهات الصف

في A مرتبطة خطياً؟

ج - ما هي رتبة A ؟

د - احسب محدّدة A .

(١٠-٦) أوجد المعكوس لكل من المصفوفتين التاليتين:

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 3 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 4 & 3 & 2 \\ 6 & 5 & 10 \\ 10 & 1 & 6 \end{bmatrix}$$

تأكد في كل حالة أن المصفوفة الناتجة هي بالفعل المعكوس.

(١١-٦) أوجد المعكوس للمصفوفة التالية:

$$A = \begin{bmatrix} 5 & 1 & 3 \\ 4 & 0 & 5 \\ 1 & 9 & 6 \end{bmatrix}$$

تأكد أن المصفوفة الناتجة هي بالفعل المعكوس.

(١٢-٦) عُد إلى مسألة فساد النكهة (٤-٦). أوجد $(X'X)^{-1}$

(١٣-٦) عُد إلى مسألة تمويل المستهلك (٥-٦). أوجد $(X'X)^{-1}$

(١٤-٦) اعتبر المعادلتين الآتيتين:

$$4y_1 + 7y_2 = 25$$

$$2y_1 + 3y_2 = 12$$

١ - اكتب هاتين المعادلتين برموز المصفوفة.

ب - مستخدما طرق المصفوفة، أوجد الحلول لـ y_1 و y_2 .

(١٥-٦) اعتبر المعادلتين التزمتين:

$$5y_1 + 2y_2 = 8$$

$$23y_1 + 7y_2 = 28$$

١ - اكتب هاتين المعادلتين برموز المصفوفة.

ب - مستخدما طرق المصفوفة، أوجد الحلول لـ y_1 و y_2 .

(١٦-٦) اعتبر دالة الانحدار الخطية المقدرة في شكلها المعطى في (2.15). اكتب تعابير القيم

التوقعية \hat{Y}_i كما تعطيها (2.15) من أجل $i = 1, \dots, 5$ وذلك بدلالة المصفوفات.

(١٧-٦) اعتبر الدوال التالية في المتغيرات العشوائية Y_1, Y_2 و Y_3 :

$$W_1 = Y_1 + Y_2 + Y_3$$

$$W_2 = Y_1 - Y_2$$

$$W_3 = Y_1 - Y_2 - Y_3$$

١ - اعرض المعادلات أعلاه برموز المصفوفات.

ب - أوجد توقع المتجه العشوائي W

ج - أوجد مصفوفة تباين - تغاير W

(١٨-٦) اعتبر الدالتين التاليتين في المتغيرات العشوائية Y_1, Y_2, Y_3 و Y_4

$$W_1 = \frac{1}{4}(Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4)$$

$$W_2 = \frac{1}{2}(Y_1 + Y_2) - \frac{1}{2}(Y_3 + Y_4)$$

١ - اعرض المعادلتين أعلاه برموز المصفوفة.

ب - أوجد توقع المتجه العشوائي W .

ج - أوجد مصفوفة تباين - تغاير لـ W .

(١٩-٦) أوجد المصفوفة A للصيغة التربيعية:

$$3Y_1^2 + 10Y_1Y_2 + 17Y_2^2$$

(٢٠-٦) أوجد المصفوفة A للصيغة التربيعية:

$$7Y_1^2 - 8Y_1Y_2 + 8Y_2^2$$

(٢١-٦) من أجل المصفوفة:

$$A = \begin{bmatrix} 5 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

أوجد الصيغة التربيعية للمشاهدتين Y_1 و Y_2 .

(٢٢-٦) من أجل المصفوفة:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 4 \\ 0 & 3 & 0 \\ 4 & 0 & 9 \end{bmatrix}$$

أوجد الصيغة التربيعية للمشاهدات Y_1 ، Y_2 و Y_3 .

(٢٣-٦) بالعودة إلى مسألتي فساد النكهة (٦-٤) و (٦-١٢).

١ - مستخدماً طرق المصفوفة، أوجد التالي: (١) متجه معاملات الانحدار

المقدرة، (٢) متجه الرواسب، (٣) SSR ، (٤) SSE ، (٥) مصفوفة

تباين - تغاير b المقدرة، (٦) تقدير نقطي لـ $E\{Y_h\}$ عندما يكون

$X_h = -6$ و \hat{Y}_h تباين المقدّر عند $X_h = -6$.

ب - ما هي التبسيطات التي تنشأ عن تحديد المسافات الفاصلة بين مستويات

X في التجربة؟

ج - أوجد مصفوفة القِيَع H .

د - أوجد $s^2\{e\}$.

(٢٤-٦) بالإشارة إلى مسألتي تمويل مستهلك (٦-٥) و (٦-١٣).

١ - أوجد ما يلي مستخدماً طرق المصفوفات: (١) متجه معاملات الانحدار المقدّر، (٢) متجه الرواسب، (٣) SSR ، (٤) SSE ، (٥) مصفوفة التباين المقدّرة للمتجه b ، (٦) تقديراً نقطياً لـ $E\{Y_h\}$ عندما يكون $X_h = 4$ و (٧) التباين المقدّر لـ $Y_{h(new)}$ عندما يكون $X_h = 4$.

ب - من مصفوفة التباين - التباين المقدرة في السؤال (أ)، أوجد التالي:

$$(١) \{s\{b_0, b_1\}\}, (٢) s^2\{b_0\} و (٣) s\{b_1\}$$

ج - أوجد مصفوفة القبة H .

د - أوجد $s^2\{e\}$.

(٦-٢٥) عدّ إلى مسألتي تكسر الشحنت (٢-١٩) و (٦-٦).

١ - مستخدماً طرق المصفوفة، أوجد التالي:

$$(١) (X'X)^{-1}, (٢) b, (٣) e, (٤) H, (٥) SSE, (٦) s^2\{b\},$$

$$(٧) \hat{Y}_h \text{ عندما } X_h = 2 \text{ و } (٨) s^2\{\hat{Y}_h\} \text{ عندما } X_h = 2.$$

ب - من السؤال (أ) أوجد التالي:

$$(١) s^2\{b_1\}, (٢) s\{b_0, b_1\} و (٣) s\{b_0\}$$

ج - أوجد مصفوفة الصيغة التوزيعية لـ SSR

(٦-٢٦) عدّ إلى مسألتي صلابة البلاستيك (٢-٢٠) و (٦-٧).

١ - مستخدماً طرق المصفوفة، أوجد التالي:

$$(١) (X'X)^{-1}, (٢) b, (٣) \hat{Y}, (٤) H,$$

$$(٥) SSE, (٦) s^2\{b\} و (٧) s^2\{Y_{h(new)}\} \text{ عندما } X_h = 30$$

ب - من السؤال (أ-٦)، أوجد التالي:

$$(١) s^2\{b_0\}, (٢) s\{b_0, b_1\} و (٣) s\{b_1\}$$

ج - أوجد مصفوفة الصيغة التوزيعية لـ SSE

تمارين

(٦-٢٧) بالعودة إلى نموذج الانحدار عبر نقطة الأصل (5.11) اكتب متجه التوقع لـ \hat{e} .

افترض أن $i = 1, \dots, 4$.

(٢٨-٦) اعتبر نموذج (5.11) للانحدار غير الأصل والمقدر b_1 المعطى في (5.15) أوجد

(5.15) مستقيلا من (6.57) ومعرفا X بصورة مناسبة.

(٢٩-٦) اعتبر مقدر المربعات الدنيا b المعطى في (6.57) مستخدما طرق المصفوفة، بين

أن b مقدر غير منحاز.

(٣٠-٦) بين أنه يمكن التعبير عن \hat{Y}_i في (6.83) بدلالة المصفوفات على الشكل $b'X_i$.

(٣١-٦) أوجد عبارة مصفوفة تبين - تغاير القيم التوفيقية \hat{Y}_i ، $i = 1, \dots, n$ بدلالة

مصفوفة القبة.

الباين الثاني

الانحدار الخطي العام

- الانحدار المتعدد - I
- الانحدار المتعدد - II
- المحدار كثرات الحدود
- المتغيرات المستقلة النوعية
- تشخيصات وتدابير علاجية - II
- بناء نموذج الانحدار
- الارتباط الذاتي في بيانات السلاسل الزمنية

I - الانحدار المتعدد

تحليل الانحدار المتعدد هو، من بين كافة الأدوات الإحصائية، الأداة المستخدمة على أوسع نطاق. وفي هذا الفصل، سنناقش أولاً تشكيلة من نماذج الانحدار المتعدد. ثم نقدم النتائج الإحصائية الأساسية للانحدار المتعدد في صيغة مصفوفية. وعما أن التعابير المصفوفية للانحدار المتعدد هي نفسها كما في الانحدار الخطي البسيط فسنعرض النتائج دون كثير من النفاش. ثم نعطي مثالا يوضح تشكيلة من الاستدلالات (الاستقرارات) وتحليلات الرواسب في تحليل الانحدار المتعدد.

(١-٧) نماذج الانحدار المتعدد

الحاجة لعدة متغيرات مستقلة

عندما قدمنا تحليل الانحدار، للمرة الأولى، في الفصل الثاني، تحدثنا عن نماذج انحدار تتضمن عددا من المتغيرات المستقلة. وقد ذكرنا نموذج انحدار كان المتغير التابع فيه هو كلفة التشغيل المباشر لمكتب فرعي في سلسلة من مكاتب تمويل العملاء، وأخذنا في الاعتبار أربعة متغيرات مستقلة تضمنت متوسط عدد القروض غير المدفوعة في الفرع، والعدد الكلي لطلبات القروض الجديدة التي يقوم الفرع بمعالجتها. وذكرنا أيضا دراسة تتعلق بشراء محرات آلي كان متغير الاستجابة فيها هو حجم مشتريات المحارث الآلية في منطقة بيع، وتضمنت المتغيرات المستقلة التسعة عدد المزارع في المنطقة، ومقدار إنتاج المحاصيل في المنطقة. وبالإضافة إلى ذلك ذكرنا دراسة عن الأطفال القصار حيث كان متغير الاستجابة فيها هو أعلى مستوى هرمون نمو البلازما، وتضمنت المتغيرات المستقلة الأربعة عشر الجنس والعمر وقياسات مختلفة في الجسم. وفي جميع هذه الأمثلة، سوف لا يزودنا متغير مستقل واحد بوصف ملائم طالما أن عددا من المتغيرات المستقلة الرئيسية تؤثر بطرق مهمة و متميزة في متغير الاستجابة. وفضلا عن ذلك، فكثيرا ما سيحدث المرء في حالات من هذا النوع، أن التنبؤات بقيم متغير الاستجابة المستندة إلى نموذج يتضمن

متغيرا مستقلا واحدا فقط، هي من عدم الدقة بحيث تصبح عديمة الفائدة. والنموذج الأكثر تعقيدا المتضمن لمتغيرات مستقلة إضافية، هو عادة أكثر عونا في تقديم تنبؤات دقيقة بكفاية لمتغير الاستجابة.

وفي كل من الأمثلة السابقة استند التحليل على بيانات مشاهدة لأن بعضا من المتغيرات المستقلة أو جميعها لم يكن من المتغيرات التي يمكن التحكم فيها مباشرة. وعندما يكون المحرّب قادرا على التحكم بالمتغيرات المستقلة يكون تحليل الانحدار المتعدد حجم الفائدة أيضا. وسيرغب المحرّب، تقليديا، بتقصّي عدد من المتغيرات المستقلة في آن واحد، إذ دائما ما يؤثر أكثر من متغير رئيس مستقل واحد في الاستجابة. فعلى سبيل المثال، في دراسة لإنتاجية طاقم عمل، قد يرغب المحرّب في التحكم في كل من حجم الطاقم ومستوى العلاوات المدفوعة. وبصورة ماثلة، في دراسة الاستجابة لدواء، قد يرغب المحرّب في التحكم في كل من مقدار الجرعة وطريقة تناولها.

ويمكن الاستفادة من نماذج الانحدار المتعدد التي سنصفها الآن في كل من بيانات المشاهدة، والبيانات التجريبية الناتجة عن تصميم تام العشوائية.

نموذج من المرتبة الأولى مع متغيرين مستقلين

عندما يوجد متغيران مستقلان X_1 و X_2 يُدعى نموذج الانحدار:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (7.1)$$

نموذجا من المرتبة الأولى مع متغيرين مستقلين. وكما نذكر من الفصل الثاني فإن نموذجا من المرتبة الأولى هو نموذج خطّي في المعالم وخطّي في المتغيرات المستقلة. ويرمز Y_i كالمعتاد للاستجابة في التكرار i ، X_{i1} و X_{i2} هما قيمتا المتغيرين المستقلين في التكرار i . ومعالم النموذج هي β_0 ، β_1 و β_2 ، و ε_i هو حد الخطأ.

وبافتراض $E\{\varepsilon_i\} = 0$ تكون دالة الانحدار النموذج (7.1) هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \quad (7.2)$$

وبصورة مشابهة للانحدار الخطّي البسيط، حيث تكون دالة الانحدار $E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X$ خطا مستقيما، فإن دالة الانحدار (7.2) هي مستوي. ويتضمن الشكل (٧-١) تمثيلا لجزء من مستوي الاستجابة:

$$E\{Y\} = 20.0 + 0.95X_1 - 0.50X_2 \quad (7.3)$$

نلاحظ أن نقطة على مستوي الاستجابة (7.3) تقابل متوسط الاستجابة $E\{Y\}$ عند

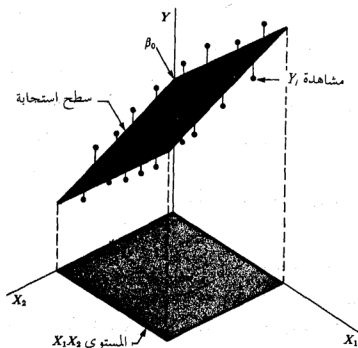
مركب معطى لمستويي X_1 و X_2 .

وبين الشكل (١-٧) أيضا سلسلة من المشاهدات Y_i على مستوى الاستجابة، الموافقة لمستويين محددين (X_{1i}, X_{2i}) للمتغيرين المستقلين. ونلاحظ أن الخطوط الرأسية في الشكل (١-٧) تمثل الفرق بين Y_i والمتوسط $E\{Y_i\}$ الواقع على مستوى الاستجابة للتوزيع الاحتمالي لـ (X_{1i}, X_{2i}) وبالتالي تمثل المسافة الرأسية بين Y_i ومستوي الاستجابة الحد الخطأ $e_i = Y_i - E\{Y_i\}$.

وكثيرا ما تدعى دالة الانحدار في الانحدار المتعدد، سطح الانحدار أو سطح الاستجابة. وفي الشكل (١-٧)، نجد أن سطح الاستجابة هو مجرد مستوي، إلا أن سطح الاستجابة في حالات أخرى يمكن أن يكون معقدا في طبيعته.

معنى معاملات الانحدار. لنعتبر الآن معنى معاملات الانحدار في دالة الانحدار المتعدد (7.3). فالمعلمة $\beta_0 = 20.0$ هي تقاطع Y مع مستوي الانحدار. وإذا امتد مجال النموذج ليشمل $X_1 = 0$ و $X_2 = 0$ فإن $\beta_0 = 20.0$ تعطي متوسط الاستجابة عند $X_1 = 0$ و $X_2 = 0$. وفيما عدا ذلك لا يكون لـ β_0 كحد منفصل في نموذج الانحدار، أي معنى محدد.

شكل (١-٧) مثال سطح الاستجابة - مستوي استجابة مع مشاهدات تبعثت حوله.



وتشير المعلمة β_1 إلى التغير في متوسط الاستجابة لكل زيادة بمقدار الواحد في X_1 وذلك عندما يبقى X_2 ثابتا. وبالمثل ، تشير β_2 إلى التغير في متوسط الاستجابة لكل زيادة بمقدار الواحد في X_2 وذلك عندما يبقى X_1 ثابتا. ولرؤية هذا في مثالنا، لنفرض أن X_2 قد بقي عند المستوى $X_2 = 20$ فدالة الانحدار (7.3) هي الآن:

$$E\{Y\} = 20.0 + 0.95X_1 - 0.50(20) = (20.0 - 10.0) + 0.95X_1 \quad (7.4) \\ = 10.0 + 0.95X_1$$

ونلاحظ أنه في حالة $X_2 = 20$ تكون دالة الاستجابة خطا مستقيما ميله 0.95. ويبقى الشيء نفسه صحيحا من أجل أي قيمة أخرى لـ X_2 ، وما يختلف هو التقاطع مع سطح الاستجابة فقط. وبالتالي فإن $\beta_1 = 0.95$ تشير إلى زيادة متوسط الاستجابة بمقدار 0.95 عند زيادة X_1 بمقدار الواحد، وذلك مع بقاء X_2 ثابتا، أيا كان مستوى X_2 وبكلام أقل دقة، نقول إن β_1 تشير إلى التغير في $E\{Y\}$ عند زيادة بمقدار الواحد في X_1 مع بقاء X_2 ثابتا.

وبصورة ماثلة، تشير $\beta_2 = -0.50$ في دالة الانحدار (7.3) إلى تناقص متوسط الاستجابة بمقدار 0.50 عند زيادة X_2 بمقدار الواحد، وذلك مع بقاء X_1 ثابتا.

وعندما لا يعتمد تأثير X_1 في متوسط الاستجابة على مستوى X_2 ، وفي المقابل لا يعتمد تأثير X_2 على مستوى X_1 يُقال إن للمتغيرين المستقلين تأثيرات تجميعية أو إنهما لا يتفاعلا. وهكذا فإن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.1) مصمم للمتغيرين مستقلين تأثيرهما على متوسط الاستجابة تجميعيان أو لا يتفاعلا.

وكثيرا ماتدعى المعلمتان β_1 و β_2 معاملي انحدار جزئيين لأنهما يعكسان التأثير الجزئي لتغير مستقل عندما يكون المتغير المستقل الآخر مشمولاً في النموذج مع بقاءه ثابتا.

مثال. لنفرض أن سطح الاستجابة في (7.3) يتعلق بمحطات خدمة شاملة حضرية لشركة نفط رئيسة. وبين تأثيرات تنوع الخدمات وملاءمتها (X_1)، ومتوسط الزمن اللازم للوصول إلى عربة (X_2) على نسبة الجالونات المباعة فعلا من البنزين إلى المحزون الإجمالي من الجالونات (Y)، ويُعر عن X_1 كرقم قياسي حيث المتوسط = 100، وعن X_2

بالتوازي، وتُعرض Y كنسبة مئوية. وزيادة قياس ملائمة الخدمات بنقطة واحدة مع بقاء متوسط زمن الوصول إلى عربة ثابتا، يؤدي إلى زيادة 0.95 بالمائة في النسبة المتوقعة للحوالات المباعة إلى المخزون الإجمالي. وإذا بقي قياس ملائمة الخدمات ثابتا وزاد متوسط الزمن اللازم للوصول إلى عربة ثانية واحدة فإن النسبة المتوقعة للحوالات المباعة إلى المخزون الإجمالي تتناقص بمقدار نصف في المائة.

تعليقات

١- بالنسبة لنموذج انحدار سطح استجابته مستو، يمكن استخدامه لذاته عندما يكون ذلك مناسباً، أو يمكن استخدامه كتقريب لسطح استجابة أكثر تعقيداً. ويمكن تقريب العديد من سطوح الاستجابة المعقدة بمستوى، وذلك كتقريب جيد من أجل مدين محدودين لـ X_1 و X_2 .

٢- يمكننا بسهولة إرساء معنى لـ β_1 و β_2 باستخدام حساب التفاضل والتكامل، فبأخذ المشتقات الجزئية لسطح الاستجابة (7.2) بالنسبة لـ X_1 ولـ X_2 على التوالي نجد:

$$\frac{\partial E\{Y\}}{\partial X_1} = \beta_1 \quad \frac{\partial E\{Y\}}{\partial X_2} = \beta_2$$

وتقيس المشتقات الجزئية معدل التغير في $E\{Y\}$ بالنسبة لأحد المتغيرين المستقلين عندما يبقى المتغير الآخر ثابتاً.

نموذج من المرتبة الأولى بأكثر من متغيرين مستقلين

نعتبر الآن الحالة التي يوجد فيها $P - 1$ من المتغيرات المستقلة X_1, \dots, X_{P-1} ويدعى

نموذج الانحدار:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{P-1} X_{i,P-1} + \varepsilon_i \quad (7.5)$$

نموذجاً من المرتبة الأولى مع $P - 1$ متغيراً مستقلاً. ويمكن أيضاً كتابته على الشكل:

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^{P-1} \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (7.5a)$$

أو يمكن كتابته، إذا جعلنا $X_{i0} \equiv 1$ ، على الشكل:

$$Y_i = \sum_{k=0}^{P-1} \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (7.5b) \quad \text{حيث: } X_{i0} \equiv 1$$

وبفرض $E\{\varepsilon_i\} = 0$ ، تكون دالة الاستجابة لنموذج الانحدار (7.5) هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} \quad (7.6)$$

ودالة الاستجابة هذه هي فوق مستوي، وهو مستوي بأكثر من بعدين. ولم يعد من الممكن تصوير سطح الاستجابة هذا كما كنا قادرين على ذلك في الشكل (٧-١) في حالة متغيرين مستقلين. وتشير المعلمة β_k إلى التغير في متوسط الاستجابة $E\{Y\}$ عند زيادة بمقدار الواحد في المتغير المستقل X_k ، مع بقاء جميع المتغيرات المستقلة الأخرى في نموذج الانحدار ثابتة. ولنلاحظ أن تأثير أي متغير مستقل على متوسط الاستجابة في نموذج الانحدار (7.5) يبقى نفسه بصرف النظر عن المستويات التي ثبتنا عندها المتغيرات المستقلة الأخرى، وهكذا فإن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.5) مصمم لمتغيرات مستقلة تكون تأثيراتها على متوسط الاستجابة تجميعية وبالتالي فهي لا تتفاعل.

ملاحظة

إذا كان $P - 1 = 1$ يُحتزل نموذج الانحدار في (7.5) إلى:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \varepsilon_i$$

وهو نموذج الانحدار الخطي البسيط الذي درسناه في فصول سابقة.

نموذج الانحدار الخطي العام

وبصورة عامة، ليس من الضروري أن تمثل المتغيرات X_1, \dots, X_{p-1} في نموذج الانحدار متغيرات مستقلة مختلفة، كما سنرى بعد قليل. ولذلك نعرّف نموذج الانحدار الخطي العام ببساطة بدلالة متغيرات X ، مع حدود خطأ طبيعية، كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + \varepsilon_i \quad (7.7)$$

حيث:

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$ هي معالم

$X_{i1}, \dots, X_{i,p-1}$ ثوابت معروفة

ε_i مستقلة $N(0, \sigma^2)$ ، $i = 1, \dots, n$

وإذا جعلنا $X_{i0} \equiv 1$ فيمكن كتابة نموذج الانحدار (7.7) كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 X_{i0} + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + \varepsilon_i \quad (7.7a)$$

حيث: $X_{i0} \equiv 1$

أو:

$$Y_i = \sum_{k=0}^{p-1} \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad \text{حيث: } X_{i0} \equiv 1 \quad (7.7b)$$

وباعتبار $E\{\varepsilon_i\} = 0$ فإن دالة الاستجابة لنموذج الانحدار (7.7) هي:

$$E\{Y_i\} = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} \quad (7.8)$$

وهكذا فإن نموذج الانحدار الخطي العام بمحدود خطأ طبيعية، يتضمن أن المشاهدات Y_i هي متغيرات طبيعية مستقلة، بمتوسط $E\{Y_i\}$ كما هو معطى في (7.8) ويتبين ثابت σ^2 .

ويحيط هذا النموذج الخطي العام بتشكيلة واسعة من الحالات، سنذكر قليلا منها الآن.

P-1 متغيرا مستقلا. عندما تمثل المتغيرات $X_1, X_2, \dots, X_{p-1}, X_p$ من $p-1$ المتغيرات المستقلة المختلفة فإن نموذج الانحدار الخطي العام (7.7) هو، كما رأينا، نموذج من المرتبة الأولى لا يتضمن تأثيرات تفاعل بين المتغيرات المستقلة. انحدار كثيرات الحدود. لنعتبر نموذج الانحدار المنحني بمتغير مستقل واحد:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \varepsilon_i \quad (7.9)$$

إذا فرضنا $X_{i1} = X_i$ و $X_{i2} = X_i^2$ ، فيمكن كتابة (7.9) كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i$$

أي أن النموذج (7.9) هو حالة خاصة من نموذج الانحدار الخطي العام (7.7). وبينما يوضح النموذج (7.9). نموذج انحدار منحني، دالة الاستجابة فيه تربيعية، فإن دوال استجابة على شكل كثيرات حدود من درجة أعلى هي أيضا حالات خاصة من نموذج انحدار خطي عام.

متغيرات محولة. لنعتبر النموذج:

$$\log Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (7.10)$$

فسطح الاستجابة هنا معقد، ومع ذلك يمكن التعامل مع النموذج (7.10) كنموذج انحدار خطي عام. إذ لو جعلنا $Y'_i = \log Y_i$ فيمكن كتابة النموذج (7.10) كما يلي:

$$Y'_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i$$

وهو في صيغة نموذج الانحدار الخطي العام (7.7) لقد اتفق أن كان المتغير التابع هو
لوغاريتم Y .

ويمكن تحويل العديد من النماذج إلى نماذج المحدار خطية عامة. وهكذا يمكن
تحويل النموذج.

$$Y_i = \frac{1}{\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i} \quad (7.11)$$

إلى نموذج خطي عام بجعل $Y_i' = 1/Y_i$. ونجد عندئذ:

$$Y_i' = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i$$

تأثيرات تفاعل. نعتبر نموذج الانحدار بمتغيرين مستقلين X_1 و X_2 :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i1} X_{i2} + \varepsilon_i \quad (7.12)$$

فمعنى β_1 و β_2 هنا يختلف عن معناهما المعطى سابقا بسبب وجود الحد الجداثي
 $X_{i1} X_{i2}$. ويمكن تبين أن المتغير في متوسط الاستجابة المقابل لزيادة قدرها الواحد في
 X_1 مع بقاء X_2 ثابتا هو:

$$\beta_1 + \beta_3 X_2 \quad (7.13)$$

وبصورة مماثلة، فإن التغير في متوسط الاستجابة المقابل لزيادة قدرها الواحد في X_2 مع
بقاء X_1 ثابتا هو:

$$\beta_2 + \beta_3 X_1 \quad (7.14)$$

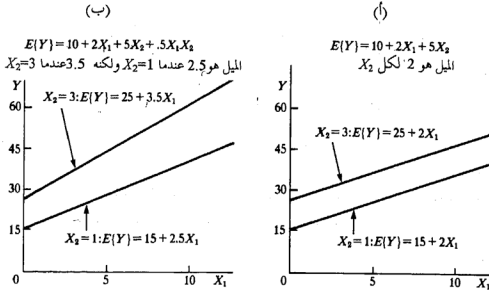
وبالتالي فإن كلا من تأثير X_1 من أجل مستوى معطى لـ X_2 وتأثير X_2 من أجل
مستوى معطى لـ X_1 يعتمد، في نموذج الانحدار (7.12)، على مستوى المتغير المستقل
الآخر.

ونوضح في الشكل (٧-٢) تأثير الحد الجداثي في نموذج الانحدار (7.12). ففي
الشكل (٧-٢) نعتبر دالة استجابة بدون حد جدائي:

$$E\{Y\} = 10 + 2X_1 + 5X_2$$

ونبين فيه دالة الاستجابة $E\{Y\}$ عندما يكون $X_2 = 1$ وعندما يكون $X_2 = 3$. ونلاحظ
أن دالتي الاستجابة متوازيتان - أي أن متوسط الاستجابة يزداد بالمقدار نفسه وهو
 $\beta_1 = 2$ مع زيادة مقدارها الواحد في X_1 وذلك سواء أكان $X_2 = 1$ أو $X_2 = 3$.

شكل (٧-٢) تأثير الحد الجدائي في دالة استجابة تتضمن متغيرين مستقلين.



وفي الشكل (٧-٢) ب، نعتبر دالة الاستجابة نفسها ولكن بعد إضافة حد

جدائي هو $0.5 X_1 X_2$:

$$E\{Y\} = 10 + 2X_1 + 5X_2 + 0.5X_1X_2$$

ونبين في (٧-٢) ب دالة الاستجابة $E\{Y\}$ عندما يكون $X_2 = 1$ و $X_2 = 3$ ، ونلاحظ،

عند رسم ميلي دالتي الاستجابة في مقابل X_1 ، أنهما يختلفان الآن من أجل $X_2 = 1$

و $X_2 = 3$. فميل دالة الاستجابة عندما يكون $X_2 = 1$ هو من (7.13):

$$\beta_1 + \beta_3 X_2 = 2 + 0.5(1) = 2.5$$

وعندما يكون $X_2 = 3$ فإن الميل يساوي:

$$\beta_1 + \beta_3 X_2 = 2 + 0.5(3) = 3.5$$

وهكذا فإن β_1 في نموذج الانحدار (7.12)، المتضمن لحد جدائي، لم يعد يشير إلى

التغير في متوسط الاستجابة المقابل لزيادة مقدارها الواحد في X_1 من أجل أي مستو

معطى لـ X_2 ، ففي هذا النموذج يعتمد ذلك التأثير على مستوى X_2 ونموذج الانحدار

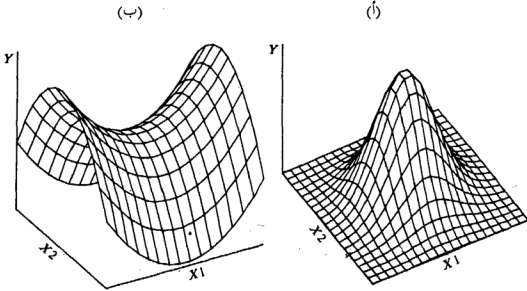
(7.12) المتضمن لحد جدائي هو إذا مصمم لتغيرات مستقلة تتفاعل تأثيراتها على المتغير

التابع ويدعى الحد الجداثي $\beta_3 X_{11} X_{12}$ حد التفاعل. وبينما يبقى متوسط الاستجابة في نموذج الانحدار (7.12) دالة خطية في X_1 عندما يكون X_2 ثابتا، إلا أن كلا من الجزء المقطوع لدالة الاستجابة وميله يتغيران مع تغير القيمة التي نثبتها عندها مستوى X_2 . ويصح الشيء نفسه عند اعتبار متوسط الاستجابة كدالة في X_2 مع بقاء X_1 ثابتا. وبالرغم من هذه التعقيدات في نموذج الانحدار (7.12) فلا يزال من الممكن اعتباره كنموذج انحدار خطي عام. لتكن $X_{13} = X_{11} X_{12}$ فيمكن أن نكتب (7.12) الآن كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{11} + \beta_2 X_{12} + \beta_3 X_{13} + \varepsilon_i$$

وهو في صيغة نموذج الانحدار الخطي العام (7.7).

شكل (٣.٧) أمثلة إضافية لدوال استجابة



ملاحظة

لاستنباط (7.13) و (7.14)، نشق:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_1 X_2$$

بالنسبة لـ X_1 و X_2 ، على الترتيب، فنجد:

$$\frac{\partial E\{Y\}}{\partial X_1} = \beta_1 + \beta_3 X_2 \quad \frac{\partial E\{Y\}}{\partial X_2} = \beta_2 + \beta_3 X_1$$

مركب من الحالات. قد يضم نموذج الانحدار عددا من العناصر التي ذكرناها آنفا، ونبقى قادرين مع ذلك على معالجته كنموذج انحدار خطي عام. فلنعتبر نموذج انحدار متغيرين مستقلين كل منهما في صيغة تربيعية مع حد تفاعل:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i1}^2 + \beta_3 X_{i2} + \beta_4 X_{i2}^2 + \beta_5 X_{i1} X_{i2} + \varepsilon_i \quad (7.15)$$

ولنعرف:

$$Z_{i1} = X_{i1} \quad Z_{i2} = X_{i1}^2 \quad Z_{i3} = X_{i2} \quad Z_{i4} = X_{i2}^2 \quad Z_{i5} = X_{i1} X_{i2}$$

فيمكن عندئذ كتابة نموذج الانحدار (7.15) كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 Z_{i1} + \beta_2 Z_{i2} + \beta_3 Z_{i3} + \beta_4 Z_{i4} + \beta_5 Z_{i5} + \varepsilon_i$$

وهو في صيغة نموذج الانحدار الخطي العام (7.7).

تعليقات

١- ينبغي أن يكون واضحا من الأمثلة المختلفة أن نموذج الانحدار الخطي العام (7.7) غير مقصور على سطوح استجابة خطية. ويشير مصطلح "النموذج الخطي" إلى حقيقة أن (7.7) خطي في المعالم ولا يشير إلى شكل سطح الاستجابة.

٢- يوضح الشكل (٧-٣) بعض سطوح الاستجابة المعقدة، عندما يكون لدينا متغيرين مستقلين بحيث يمكن تمثيلهما عن طريق نموذج الانحدار الخطي العام (7.7).

التفاعلات وطبيعة سطح الاستجابة

قدما سابقا مفهوم تفاعل متغيرات مستقلة، وسنقدم الآن مزيدا من الإيضاح لكيفية اختلاف سطوح الاستجابة في حالة وجود تفاعل عنه في حالة عدم وجود تفاعل بين المتغيرات المستقلة.

ويتضمن الشكل (٧-٤) أ عرضا لسطح استجابة لا يتفاعل فيه المتغيران المستقلان (متوسط درجة الحرارة الموسمي، ومقدار هطول المطر) على المتغير التابع (إنتاج الذرة). ويمكن رؤية غياب التفاعلات بالنظر إلى منحنيات إنتاج الذرة، من أجل متوسط موسمي معطى لدرجات الحرارة، كدالة في مقدار هطول المطر. فلهذه المنحنيات جميعا الشكل نفسه ولا تختلف عن بعضها إلا بمقدار ثابت. وهكذا فإن كل

إحداثي صادي على منحنى إنتاج الذرة الموافق لمتوسط درجة حرارة 70° أعلى من الإحداثي الصادي المقابل له على منحنى إنتاج الذرة الموافق لمتوسط درجة حرارة 78° بعدد ثابت من الوحدات.

وبصورة مكافئة يمكن ملاحظة غياب التفاعلات بالنظر إلى منحنيات إنتاج الذرة، من أجل مقدار معطى لهطول المطر، كدالة في درجة الحرارة. وثانية فإن لهذه المنحنيات الشكل نفسه ولا تختلف إلا بمقدار ثابت.

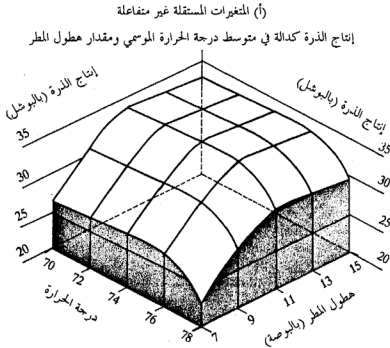
ويتضمن غياب التفاعلات، بالتالي، أنه يمكن التعبير عن متوسط الاستجابة

على الشكل:

$$E\{Y\} = f_1(X_1) + f_2(X_2) \quad (7.16)$$

حيث يمكن أن تكون f_1 و f_2 أية دالتين، وليستا بالضرورة دالتين بسيطتين.

شكل (٤-٧) سطح استجابة لتغيرات مستقلة تجميعية ولتغيرات مستقلة متفاعلة.



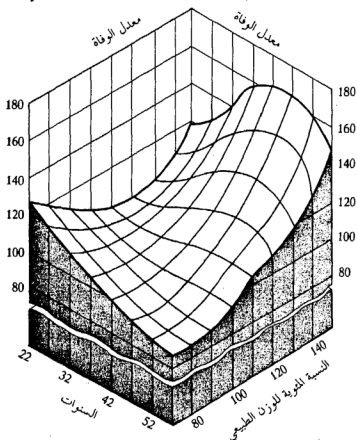
ويوضح الشكل (٤-٧) حالة يتفاعل فيها المتغيران المستقلان (العمر، النسبة المئوية للوزن العادي) على المتغير التابع (نسبة الوفيات). وهنا يختلف شكل منحنى نسبة الوفيات كدالة في النسبة المئوية للوزن الطبيعي باختلاف الأعمار. فمن أجل

رجال أعمارهم 22 عاما نجد أن لكل من الأشخاص ذوي الوزن المفرط أو الوزن المنخفض معدلات وفاة أعلى من المعدل العادي (العادي = 100) لذلك العمر. وعلى الوجه الآخر، نجد أن معدل الوفاة لرجال أعمارهم 52 عاما، هو أعلى من المعدل العادي لذلك العمر بالنسبة للأشخاص ذوي الوزن المفرط وليس الأمر كذلك بالنسبة للأشخاص ذوي الوزن المنخفض. وبصورة مماثلة فإن منحنيات معدلات الوفاة كدالة في العمر تختلف في شكلها باختلاف الأوزان.

شكل ٧-٤ (تتمة)

(ب) المتغيرات المستقلة متفاعلة

معدل الوفاة للرجال كدالة في العمر والنسبة المئوية للوزن الطبيعي



المصدر: Reprinted, with permission, from M. Ezekiel and K.A. Fox, *Methods of Correlation and Regression Analysis*, 3rd ed. (New York: John Wiley & Sons, 1959), pp. 349-50.

ويمكن إيضاح الفرق في شكل سطح الاستجابة بين حالتي تفاعل وعدم تفاعل المتغيرين المستقلين بطريقة أخرى أيضا ، ونقصد تمثيل سطح الاستجابة باستخدام مخططات منحنيات التساوي. وتبين مثل هذه المخططات، من أجل عدد من مستويات الاستجابة المختلفة، التراكيب المختلفة للمتغيرين المستقلين التي تُنتج مستوى الاستجابة نفسه. ويبين الشكل (٥-٧) أ) مخطط منحنيات تساوي لسطح الاستجابة المصور في الشكل (١-٧):

$$E\{Y\} = 20.0 + .95X_1 - .50X_2$$

ونلاحظ أن المتغيرين المستقلين لا يتفاعلا في دالة الاستجابة هذه وأن خطوط التساوي متوازية. ويبين الشكل (٥-٧) ب) مخطط منحنيات التساوي لدالة الاستجابة:

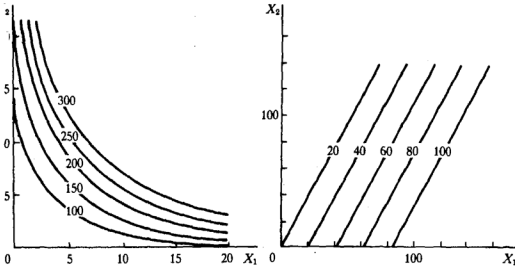
$$E\{Y\} = 5X_1 + 7X_2 + 3X_1X_2$$

حيث يتفاعل المتغيران المستقلان ومنحنيات التساوي غير متوازية.

شكل (٥-٧) مخططات منحنيات تساوي الاستجابة

(ب) $E\{Y\} = 5X_1 + 7X_2 + 3X_1X_2$
متغيرات مستقلة متفاعلة

(أ) $E\{Y\} = 20.0 + .95X_1 - .50X_2$
متغيرات مستقلة غير متفاعلة



وبصورة عامة، تؤدي المتغيرات المستقلة غير المتفاعلة أو التجميعية إلى منحنيات تساوي متوازية، بينما تؤدي المتغيرات المستقلة المتفاعلة إلى منحنيات تساوي غير متوازية.

(٢.٧) نموذج الانحدار الخطي عام بدلالة المصفوفات

سنقدم الآن النتائج الرئيسية لنموذج الانحدار الخطي العام (7.7) بدلالة المصفوفات. وكما لاحظنا فإن هذا النموذج يحيط بتشكيلة واسعة من الحالات الخاصة، والنتائج التي سنقدمها قابلة للتطبيق على جميع هذه الحالات.

وإنها الخاصة رائعة من خواص جبر المصفوفات أن تبدو النتائج الخاصة بنموذج الانحدار الخطي العام (7.7)، معبرا عنها بدلالة المصفوفات، مطابقة تماما لتلك الخاصة بنموذج الانحدار الخطي البسيط (6.54). وماسيختلف هو فقط عدد درجات الحرية وثوابت أخرى تتصل بعدد المتغيرات المستقلة وبأبعاد بعض المصفوفات. وبالتالي ستكون قادرين على تقديم النتائج بصورة مختصرة جدا.

ومن المؤكد أن رمز المصفوفة يمكن أن يُخفي تعقيدات حسابية هائلة فمعكوس مصفوفة A أبعادها 10×10 يتطلب مقادير هائلة من الحساب، ومع ذلك فهي تقدم بساطة على الشكل A^{-1} . وسبب تأكيدنا على جبر المصفوفات هو أنه يشير إلى الخطوات الذهنية الجوهرية من خطوات الحل. وستتم الحسابات الفعلية جميعها، باستثناء الحالات الأكثر بساطة، باستخدام حاسب يدوي مبرمج أو حاسب آلي. وبالتالي فإنه لايعتينا ما إذا كان $(X'X)^{-1}$ يمثل إيجاد معكوس مصفوفة أبعادها 2×2 أو 10×10 . والنقطة المهمة هي معرفة ماذا يمثل معكوس مصفوفة.

وللتعبير عن نموذج الانحدار الخطي العام (7.7):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + \epsilon_i$$

بدلالة المصفوفات نحتاج إلى تعريف المصفوفات التالية:

(7.17a)

(7.17b)

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1,p-1} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2,p-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{n,p-1} \end{bmatrix}$$

(7.17c)

$$\beta_{p \times 1} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{p-1} \end{bmatrix}$$

(7.17d)

$$\varepsilon_{n \times 1} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

(7.17)

لاحظ أن \mathbf{Y} و ε هما المتجهان نفسيهما كما في الانحدار الخطي البسيط. ويتضمن المتجه β معالم انحدار إضافية وتتضمن المصفوفة \mathbf{X} عمودا من الأعداد 1 بالإضافة إلى عمود من القيم n لكل من المتغيرات X في نموذج الانحدار وعددها $p - 1$. ودليل الصف لكل عنصر X_{ik} في المصفوفة \mathbf{X} يحدد التكرار أو الملاحظة، ويحدد دليل العمود المتغير X .

وبدلالة المصفوفات يصبح نموذج الانحدار الخطي العام (7.7):

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \beta + \varepsilon \quad (7.18)$$

$n \times 1 \quad n \times p \quad p \times 1 \quad n \times 1$

حيث:

\mathbf{Y} متجه الاستجابات

β متجه المعالم

\mathbf{X} مصفوفة من الثوابت

ε متجه من المتغيرات العشوائية الطبيعية بتوقع $E\{\varepsilon\} = 0$ ومصفوفة تغاير

$$\sigma^2 \{\varepsilon\} = \sigma^2 \mathbf{I}$$

وبالتالي، فإن للمتجه العشوائي \mathbf{Y} توقعاً:

$$E\{\mathbf{Y}\} = \mathbf{X} \beta \quad (7.18a)$$

$n \times 1$

ومصفوفة تغاير \mathbf{Y} هي:

$$\sigma^2 \{\mathbf{Y}\} = \sigma^2 \mathbf{I} \quad (7.18b)$$

$n \times n$

(٣-٧) مقدرات المربعات الدنيا

لنرمز بـ \mathbf{b} لمتجه معاملات الانحدار المقدرة b_0, b_1, \dots, b_{p-1} :

$$\mathbf{b}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{p-1} \end{bmatrix} \quad (7.19)$$

فمعادلات المربعات الدنيا الناعمة لنموذج الانحدار الخطي العام (7.18) هي:

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{b} = \mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (7.20)$$

ومقدرات المربعات الدنيا هي:

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (7.21)$$

$p \times 1 \quad p \times p \quad p \times 1$

وفي حالة نموذج الانحدار (7.18) تكون مقدرات المربعات الدنيا هذه مقدرات الإمكانية العظمى أيضا ولها جميع الخواص المذكورة في الفصل الثاني: فهي غير منحازة، وغير منحازة بتباين أصغري، ومتسقة، وكافية.

(٤-٧) القيم التوفيقية والرواسب

لنرمز بـ $\hat{\mathbf{Y}}$ لمتجه القيم التوفيقية \hat{Y}_i وبـ \mathbf{e} لمتجه حدود الراسب $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$:

$$\hat{\mathbf{Y}}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} \hat{Y}_1 \\ \hat{Y}_2 \\ \vdots \\ \hat{Y}_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{e}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} \quad (7.22)$$

فيمكن تمثيل القيم التوفيقية على الشكل:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\mathbf{b} \quad (7.23)$$

وحدود الراسب على الشكل:

$$\mathbf{e} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{b} \quad (7.24)$$

ويمكن التعبير عن متجه القيم التوفيقية $\hat{\mathbf{Y}}$ بدلالة مصفوفة القبة \mathbf{H} كما يلي:

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{H}\mathbf{Y} \quad (7.25)$$

حيث:

$$\mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \quad (7.25a)$$

وبصورة مماثلة، يمكن التعبير عن متجه الرواسب كما يلي:

$$\mathbf{e} = (\mathbf{I} - \mathbf{H})\mathbf{Y} \quad (7.26)$$

ومصفوفة تغاير تباين الرواسب هي:

$$\sigma^2\{\mathbf{e}\} = \sigma^2 (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \quad (7.27)$$

وهي تُقدَّر بما يلي:

$$s^2\{\mathbf{e}\} = \text{MSE} (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \quad (7.28)$$

(٥-٧) نتائج تحليل التباين

مجموع مربعات ومتوسط مربعات

وبمجاميع المربعات في تحليل التباين بدلالة المصفوفات هي:

$$SSTO = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{Y}'\mathbf{J}\mathbf{Y} = \mathbf{Y}' \left[\mathbf{I} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{J} \right] \mathbf{Y} \quad (7.29)$$

$$SSE = \mathbf{e}'\mathbf{e} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{b})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{b}) = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} \\ = \mathbf{Y}'(\mathbf{I} - \mathbf{H})\mathbf{Y} \quad (7.30)$$

$$SSR = \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{Y}'\mathbf{J}\mathbf{Y} = \mathbf{Y}' \left[\mathbf{H} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{J} \right] \mathbf{Y} \quad (7.31)$$

حيث \mathbf{J} هو $n \times n$ مصفوفة من المقادير 1، كنا عرفناها في (6.18) و \mathbf{H} مصفوفة القبة

كما عرفناها في (7.25a).

$SSTO$ ، كالمعتاد، لها $n - 1$ درجة من الحرية تترافق معها. و SSE لها $n - p$ من درجات الحرية تترافق معها، باعتبار أننا نحتاج إلى تقدير p من المعالم في دالة الانحدار للنموذج (7.18). وأخيرا SSR لها $P - 1$ درجة من الحرية تترافق معها، ممثلة لعدد المتغيرات X وهي X_1, X_2, \dots, X_p .

ويبين الجدول (٧-١) هذه النتائج لتحليل التباين بالإضافة إلى متوسطي المربعات

MSR و MSE :

$$MSR = \frac{SSR}{p-1} \quad (7.32)$$

جدول (٧-١) جدول تخمين لنموذج الانحدار الخطي العام (7.18)

مصادر التغير	SS	df	MS
الانحدار	$SSR = \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{Y}'\mathbf{J}\mathbf{Y}$	$p - 1$	$MSR = \frac{SSR}{p-1}$
الخطأ	$SSE = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \mathbf{b}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}$	$n - p$	$MSE = \frac{SSE}{n-p}$
المجموع	$SSTO = \mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \left(\frac{1}{n}\right) \mathbf{Y}'\mathbf{J}\mathbf{Y}$	$n - 1$	

$$MSE = \frac{SSE}{n-p} \quad (7.33)$$

وتوقع MSE هو σ^2 ، كما في حالة الانحدار الخطي البسيط. وتوقع MSR هو σ^2 مضافا إليه كمية غير سالبة. وعلى سبيل المثال، عندما $P - 1 = 2$ ، يكون لدينا:

$$E\{MSR\} = \sigma^2 + \left[\beta_1^2 \sum (X_{i1} - \bar{X}_1)^2 + \beta_2^2 \sum (X_{i2} - \bar{X}_2)^2 + 2\beta_1\beta_2 \sum (X_{i1} - \bar{X}_1)(X_{i2} - \bar{X}_2) \right] / 2$$

لاحظ أنه إذا كان كل من β_1 و β_2 مساويا للصفر فإن $E\{MSR\} = \sigma^2$ وفيما عدا ذلك يكون: $E\{MSR\} > \sigma^2$.

الاختبار F لعلاقة المحدد

ولاختبار ما إذا كانت توجد علاقة انحدار بين المتغير التابع Y ومجموعة المتغيرات

X ، وهي X_1, \dots, X_{p-1} ، أي للاختبار بين البديلين:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{p-1} = 0 \quad (7.34a)$$

ليست كل β_k ($k=1, \dots, p-1$) تساوي الصفر: H_a :

نستخدم إحصاء الاختبار:

$$F^* = \frac{MSR}{MSE} \quad (7.34b)$$

وقاعدة القرار عند ضبط الخطأ من النوع الأول عند α ، هي:

$$\text{إذا كان } F^* \leq F(1 - \alpha; p - 1, n - p) \text{ استنتج } H_0 \quad (7.34c)$$

$$\text{إذا كان } F^* > F(1 - \alpha; p - 1, n - p) \text{ استنتج } H_a$$

ووجود علاقة انحدار لذاتها لا يؤكد بالطبع إمكانية الوصول إلى تنبؤات مفيدة باستخدام هذه العلاقة.

ونلاحظ أنه عندما يكون $p-1=1$ فإن الاختبار يُختزل إلى الاختبار F في (3.61)

الخاص باختبار ما إذا كان $\beta_1 = 0$ في انحدار خطي بسيط.

معامل التحديد المتعدد

يُعرف معامل التحديد المتعدد، ونرمز له بـ R^2 ، كما يلي:

$$R^2 = \frac{SSR}{SSTO} = 1 - \frac{SSE}{SSTO} \quad (7.35)$$

وهو يقيس التخفيض النسبي في التغير الكلي لـ Y الذي يترافق مع استخدام مجموعة

المتغيرات X وهي X_1, \dots, X_{p-1} ويُختزل معامل التحديد المتعدد R^2 إلى معامل التحديد

م^٢ في (3.71) الخاص بانحدار خطي بسيط، عندما يكون $p-1 = 1$ أي عندما يوجد

متغير مستقل واحد في نموذج الانحدار (7.18) ولدينا، تماماً كما في حالة م^٢:

$$0 \leq R^2 \leq 1 \quad (7.36)$$

ويفترض R^2 القيمة 0 عندما تكون جميع المقادير $b_k = 0$ ($k = 1, \dots, p-1$) مساوية

للصفر. ويأخذ R^2 القيمة 1 عندما تقع جميع المشاهدات Y على سطح الاستجابة

التوفيقي مباشرة، أي عندما يكون $\hat{Y}_i = Y_i$ من أجل جميع قيم i .

تعليقات

١- للتمييز بين معاملي التحديد في حالي انحدار بسيط وانحدار متعدد، سندعو r^2 ، من الآن فصاعداً، معامل التحديد البسيط.

٢- يمكن تبيان إمكانية النظر إلى معامل التحديد المتعدد R^2 كمعامل تحديد بسيط r^2 بين الاستجابة Y_i والقيم التوفيقية \hat{Y}_i .

٣- القيم الكبيرة لـ R^2 لا تتضمن بالضرورة أن النموذج الذي تم توقيفه هو نموذج مفيد. وعلى سبيل المثال، يمكن أن تكون المشاهدات قد أخذت عند مستويات قليلة فقط للمتغيرات المستقلة. وبالرغم من ارتفاع R^2 في هذه الحالة فقد لا يكون النموذج مفيداً لأن معظم التنبؤات ستحتاج إلى توسع في الاستقراء خارج منطقة المشاهدات. وأيضاً، حتى عندما يكون R^2 كبيراً، فقد يكون MSE كبيراً إلى حد لا تكون معه الاستقراءات مفيدة إذا أردنا لدقة هذه الاستقراءات أن تكون دقة عالية.

٤- إضافة المزيد من المتغيرات المستقلة إلى النموذج يمكن أن يؤدي فقط إلى زيادة R^2 ، ولا يخفضها أبداً، لأن SSE لا يمكن أن تصبح أبداً أكبر مع مزيد من المتغيرات المستقلة، ولأن $SSTO$ تبقى دائماً نفسها من أجل مجموعة معطاة من الاستجابات. وبما أنه يمكننا، في الغالب، جعل R^2 كبيرة باعتماد عدد كبير من المتغيرات المستقلة، فيُقدَّر أحياناً استخدام مقياس معدّل يأخذ في الاعتبار عدد المتغيرات المستقلة في النموذج. ومعامل التحديد المتعدد المعدل، ويرمز له بـ R_a^2 ، يعدّل R^2 بتقسيم كل مجموع مربعات على عدد درجاته من الحرية؛ وهكذا نجد:

$$R_a^2 = 1 - \frac{\frac{SSE}{n-p}}{\frac{SSTO}{n-1}} = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p} \right) \frac{SSE}{SSTO} \quad (7.37)$$

ويمكن أن يصبح معامل التحديد المتعدد هذا أصغر عند إدخال متغير مستقل آخر إلى النموذج. لأن النقص في SSE يمكن أن يكون أكثر من أن يعوض عن نقص درجة حرية في المقام $n - p$.

معامل الارتباط المتعدد

معامل الارتباط المتعدد R هو الجذر التربيعي الموجب لـ R^2

$$R = \sqrt{R^2} \quad (7.38)$$

وهو يساوي في القيمة المطلقة معامل الارتباط r في (3.73) لارتباط بسيط عندما يكون

$P - 1 = 1$ ، أي عندما يوجد متغير مستقل واحد في نموذج الانحدار (7.18).

ملاحظة

من الآن فصاعداً، سندعو r معامل الارتباط البسيط لتمييزه عن معامل الارتباط المتعدد.

(٦-٧) استدلالات حول معالم الانحدار

مقدرات المربعات الدنيا في \mathbf{b} غير منحازة:

$$E\{b\} = \beta \quad (7.39)$$

ومصفوفة التباير $\sigma^2\{\mathbf{b}\}$

$$\sigma^2\{\mathbf{b}\}_{p \times p} = \begin{bmatrix} \sigma^2\{b_0\} & \sigma\{b_0, b_1\} & \dots & \sigma\{b_0, b_{p-1}\} \\ \sigma\{b_1, b_0\} & \sigma^2\{b_1\} & \dots & \sigma\{b_1, b_{p-1}\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma\{b_{p-1}, b_0\} & \sigma\{b_{p-1}, b_1\} & \dots & \sigma^2\{b_{p-1}\} \end{bmatrix} \quad (7.40)$$

معطاة بالعلاقة:

$$\sigma^2\{\mathbf{b}\}_{p \times p} = \sigma^2 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \quad (7.41)$$

ومصفوفة التباير المقدرة $s^2\{\mathbf{b}\}$:

$$s^2\{\mathbf{b}\}_{p \times p} = \begin{bmatrix} s^2\{b_0\} & s\{b_0, b_1\} & \dots & s\{b_0, b_{p-1}\} \\ s\{b_1, b_0\} & s^2\{b_1\} & \dots & s\{b_1, b_{p-1}\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s\{b_{p-1}, b_0\} & s\{b_{p-1}, b_1\} & \dots & s^2\{b_{p-1}\} \end{bmatrix} \quad (7.42)$$

معطاة بالعلاقة:

$$s^2\{b\} = \underset{p \times p}{MSE} (X'X)^{-1} \quad (7.43)$$

ويمكن أن نحصل من $s^2\{b\}$ على $s^2\{b_0\}$ و $s^2\{b_1\}$ ، أو أي تباین آخر نحتاجه، أو أية تغايرات نحتاجها.

التقدير بفترة لـ β_k

في نموذج الانحدار (7.18) ذي الخطأ الطبيعي، لدينا:

$$\frac{b_k - \beta_k}{s\{b_k\}} \sim t(n-p) \quad k = 0, 1, \dots, p-1 \quad (7.44)$$

وبالتالي فإن حدي الثقة لـ β_k بمعامل ثقة $1 - \alpha$ هما:

$$b_k \pm t(1 - \alpha/2; n-p)s\{b_k\} \quad (7.45)$$

اختبارات β_k

تجري اختبارات β_k بالطريقة المعتادة. فالاختبار:

$$\begin{aligned} H_0: \beta_k &= 0 \\ H_a: \beta_k &\neq 0 \end{aligned} \quad (7.46a)$$

يمكن استخدام إحصاء الاختبار:

$$t^* = \frac{b_k}{s\{b_k\}} \quad (7.46b)$$

وقاعدة القرار هي:

$$\text{إذا كان } |t^*| \leq t(1 - \alpha/2; n-p) \text{ استنتج } H_0 \quad (7.46c)$$

فيما عدا ذلك استنتج H_a .

ويمكن الحصول على قوة الاختبار t كما شرحنا في الفصل الثالث، مع تعديل

عدد درجات الحرية ليصبح $n - P$.

وكما في حالة الانحدار الخطّي البسيط، يمكن أيضا القيام باختبار ما إذا كان $\beta_k = 0$ أ

لا في نماذج الانحدار المتعدد باستخدام الاختبار F . وناقش هذا الاختبار في الفصل الثامن.

استدلالات مشتركة

يمكن استخدام فترات الثقة المشتركة لبونفروني لتقدير عدد من معاملات

الانحدار في آن واحد. وإذا أردنا تقدير g من المعالم بصورة مشتركة (حيث $P \leq g$)

فإن حدي الثقة بمعامل ثقة عائلي $1 - \alpha$ هما:

$$b_k \pm Bs\{b_k\} \quad (7.47)$$

حيث:

$$B = t(1 - \alpha/2g; n - p) \quad (7.47a)$$

ونناقش في الفصل الثامن اختبارات تتعلق بمجموعة جزئية من معالم الانحدار.

(٧-٧) استدلالات حول متوسط الاستجابة

التقدير بفترة لـ $E\{Y_h\}$

من أجل قيم معطاة لـ X_1, \dots, X_{p-1} ولنرمز لها بـ $X_{h1}, \dots, X_{h,p-1}$ نرمز لمتوسط

الاستجابة بـ $E\{Y_h\}$. ونعرف المتجه X_h :

$$X_h = \begin{bmatrix} 1 \\ X_{h1} \\ X_{h2} \\ . \\ . \\ . \\ X_{h,p-1} \end{bmatrix} \quad (7.48)$$

فيكون متوسط الاستجابة المراد تقديره هو:

$$E\{Y_h\} = X_h' \beta \quad (7.49)$$

ومتوسط الاستجابة المقدّر الموافق لـ X_h ، ونرمز له بـ \hat{Y}_h هو:

$$\hat{Y}_h = X_h' b \quad (7.50)$$

وهذا المقدّر غير منحاز:

$$\hat{Y}_h E\{ \} = X_h' \beta = E\{Y_h\} \quad (7.51)$$

وتباينه هو:

$$\sigma^2\{\hat{Y}_h\} = \sigma^2 X_h' (X'X)^{-1} X_h = X_h' \sigma^2 \{b\} X_h \quad (7.52)$$

لاحظ أن التباين $\sigma^2\{\hat{Y}_h\}$ هو دالة في تباينات معاملات الانحدار $\sigma^2\{b_k\}$ وفي التغايرات $\sigma\{b_k, b_k\}$ لأزواج من معاملات الانحدار، وذلك تماماً كما في الانحدار الخطي البسيط. والتباين المقدّر \hat{Y}_h معطى بالعلاقة:

$$s^2\{\hat{Y}_h\} = MSE(X_h'(X'X)^{-1}X_h) = X_h's^2\{b\}X_h \quad (7.53)$$

وحدا الثقة لـ $E\{Y_h\}$ بمعامل ثقة $1 - \alpha$ هما:

$$\hat{Y}_h \pm t(1 - \alpha/2; n - p)s\{\hat{Y}_h\} \quad (7.54)$$

فترات ثقة متزامنة لعدة متوسطات استجابة

عندما نرغب في تقدير عدة متوسطات استجابة $E\{Y_h\}$ مقابلة لمتجهات مختلفة

X_h يمكن استخدام أسلوبين أساسيين للتحكم في معامل الثقة العائلي $1 - \alpha$:

١- استخدام حدي ثقة من نوع (Working - Hotelling) ووركنج - هوتلنج

للمتجهات X_h المعنية:

$$\hat{Y}_h \pm Ws\{\hat{Y}_h\} \quad (7.55)$$

حيث:

$$W^2 = pF(1 - \alpha; p, n - p) \quad (7.55a)$$

٢- استخدام فترات الثقة المتزامنة لبونفروني. وعندما يُراد القيام بـ g تقدير بفترة،

فإن حدي الثقة لبونفروني هما:

$$\hat{Y}_h \pm Bs\{\hat{Y}_h\} \quad (7.56)$$

حيث:

$$B = t(1 - \alpha/2g; n - p) \quad (7.56a)$$

ومن أجل أي تطبيق بعينه، ينبغي مقارنة W و B لرؤية أيهما يؤدي إلى فترات

ثقة أقصر. وإذا لم تكن مستويات X_h محددة سلفا، ولكنها تتحدد مع مضي التحليل،

فمن الأفضل استخدام الحدين من نوع ووركنج - هوتلنج في (7.55).

اختبار F حول نقص التوفيق

لاختبار ما إذا كانت دالة استجابة الانحدار المتعدد:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1X_1 + \dots + \beta_{p-1}X_{p-1}$$

تمثل سطح استجابة مناسب لمجموعة من البيانات فإننا نحتاج، كما في تحليل الانحدار

الخطي البسيط، إلى مشاهدات مكررة. والملاحظات المكررة في الانحدار المتعدد هي مشاهدات متكررة لقيمة Y المقابلة لمستويات كل من المتغيرات X التي تبقى ثابتة من تكرار إلى آخر. وهكذا فإن المشاهدات المكررة، في حالة متغيرين مستقلين، يتطلب بقاء كل من X_1 و X_2 عند مستو ثابت من مشاهدة لقيمة Y إلى مشاهدة أخرى.

والإجراءات التي وصفناها في الفصل الرابع والمتعلقة باختبار F حول نقص التوفيق هي إجراءات قابلة للتطبيق في الانحدار المتعدد. وحالما نحصل على جدول التحاين، المبين في الجدول (٧-١)، نحلل SSE إلى مركبي خطأ بحث ونقص توفيق. ونحصل على مجموع مربعات الخطأ البحث $SSPE$ بأن نحسب أولاً، ولكل زمرة من المشاهدات المكررة، مجموع مربعات انحرافات المشاهدات Y عن متوسط الزمرة، حيث تبقى قيم المتغيرات X نفسها في كل من زمر التكرارات. فلنفرض وجود c من زمر التكرارات بمجموعات متميزة من مستويات المتغيرات X ، ولنرمز لمتوسط المشاهدات Y في الزمرة j بـ \bar{Y}_j . فمجموع المربعات للزمرة j معطى في (4.12)، ومجموع مربعات الخطأ البحث هو مجموع هذه المجموع من المربعات كما أعطي في (4.11). ومجموع مربعات نقص التوفيق $SSLF$ يساوي الفرق $SSE - SSPE$ كما أشرنا في (4.19).

وعدد درجات الحرية المرافق لـ $SSPE$ هو $n - c$ ، وعدد درجات الحرية المرافق لـ $SSLF$ هو $(n - P) - (n - c) = c - P$.

ويجري الاختبار F كما وصفنا في الفصل الرابع، ولكن بدرجات من الحرية معدلة عن تلك المعروضة هناك. ولاختبار البدائل:

$$H_0: E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} \quad (7.57a)$$

$$H_a: E\{Y\} \neq \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1}$$

تكون إحصاء الاختبار المناسبة:

$$F^* = \frac{SSLF}{c - p} + \frac{SSPE}{n - c} = \frac{MSLF}{MSPE} \quad (7.57b)$$

حيث $SSLF$ و $SSPE$ معطيان في (4.19) و (4.11)، على الترتيب، وقاعدة القرار المناسبة هي:

$$H_0 \text{ استنتج } F^* \leq F(1 - \alpha, c - p, n - c) \quad (7.57c)$$

$$H_a \text{ استنتج } F^* > F(1 - \alpha, c - p, n - c) \text{ إذا كانت}$$

(٨-٧) تنبؤات بمشاهدات جديدة

تنبؤ بمشاهدة جديدة $Y_{h(new)}$

هذا التنبؤ بمعامل ثقة $1 - \alpha$ لمشاهدة $Y_{h(new)}$ جديدة مقابلة لـ X_h متجه القيم المحددة للمتغيرات X ، هما:

$$\hat{Y}_h \pm t(1 - \alpha/2; n-p) s\{Y_{h(new)}\} \quad (7.58)$$

حيث

$$\begin{aligned} s^2\{Y_{h(new)}\} &= MSE + s^2\{\hat{Y}_h\} = MSE + X'_h s^2\{b\} X_h \\ &= MSE (1 + X'_h (X'X)^{-1} X_h) \end{aligned} \quad (7.58a)$$

تنبؤ بمتوسط m من المشاهدات الجديدة عند X_h

عندما نرغب في اختيار m مشاهدة جديدة عند المستوى X_h للمتغيرات X ونريد

التنبؤ بمتوسطها $\bar{Y}_{h(new)}$ فإن حدي التنبؤ بمعامل ثقة $1 - \alpha$ هما:

$$\hat{Y}_h \pm t(1 - \alpha/2; n-p) s\{\bar{Y}_{h(new)}\} \quad (7.59)$$

حيث:

$$\begin{aligned} s^2\{\bar{Y}_{h(new)}\} &= \frac{MSE}{m} + s^2\{\hat{Y}_h\} = \frac{MSE}{m} + X'_h s^2\{b\} X_h \\ &= MSE \left(\frac{1}{m} + X'_h (X'X)^{-1} X_h \right) \end{aligned} \quad (7.59a)$$

تنبؤ بـ g من المشاهدات الجديدة

تعطى حدود شقيبه المتزامنة للتنبؤ بـ g من المشاهدات الجديدة عند g من

المستويات المختلفة لـ X_h بمعامل ثقة عائلي $1 - \alpha$ بالعبارة:

$$\hat{Y}_h \pm Ss\{Y_{h(new)}\} \quad (7.60)$$

حيث:

$$S^2 = gF(1 - \alpha; g, n-p) \quad (7.60a)$$

و $s^2\{Y_{h(new)}\}$ معطى بالعلاقة (7.58a).

وبصورة بديلة، يمكن استخدام حدود بونفرونّي المتزامنة للتنبؤ. وهي، من أجل

g من التنبؤات ومعامل ثقة عائلي $1 - \alpha$ ، معطاة بالعبارة:

$$\hat{Y}_h \pm Bs\{Y_{h(new)}\} \quad (7.61)$$

حيث:

$$B = t(1-\alpha/2g; n-p) \quad (7.61a)$$

ومقارنة S و B سلفا لأي استخدام بعينه ستشير إلى أي الطريقتين ستؤدي إلى فترات أضيق للتنبؤ.

(٩-٧) رسومات الرواسب، تشخيصات أخرى، وتدابير علاجية

الطرق التشخيصية التي ناقشناها في الفصل الرابع للانحدار الخطي البسيط، هي أيضا طرق مفيدة للانحدار الخطي المتعدد. وهكذا فإن رسومات الصناديق، ورسومات الزمن، ورسومات الجذع والورقة، والرسومات النقطية لكل من المتغيرات المستقلة، يمكن أن تقدم معلومات مساعدة وغموضية حول هذه المتغيرات. فإن رسومات الانتشار للمتغير التابع في مقابل كل من المتغيرات المستقلة، يمكن أن تعين في تحديد طبيعة وقوة العلاقة بين المتغير المستقل والمتغير التابع، وفي التعرف على ثغرات في نقاط تمثيل البيانات بالإضافة إلى التعرف على نقاط البيانات القاصية. ورسومات الانتشار لكل متغير مستقل مقابل كل من المتغيرات المستقلة الأخرى هي رسومات معينة في دراسة العلاقات بين المتغيرات المستقلة، وفي إيجاد ثغرات، وتحري المشاهدات القاصية.

ورسم الرواسب في مقابل القيم التوفيقية مفيد لتحسين صلاحية دالة الانحدار، وثبات تباين حدود الخطأ، بالإضافة إلى تقديم معلومات عن المشاهدات القاصية. وبصورة مماثلة، يمكن أن يقدم رسم الرواسب في مقابل الزمن معلومات تشخيصية حول ارتباطات ممكنة بين حدود الخطأ. وتفيد رسومات Box (بوكس)، ورسومات الاحتمال الطبيعي للرواسب، في تفحص ما إذا كانت حدود الخطأ تتوزع بصورة معقولة وفق التوزيع الطبيعي.

وبالإضافة إلى ذلك، ينبغي رسم الرواسب في مقابل كل من المتغيرات المستقلة. ويمكن أن يقدم كل من هذه الرسومات معلومات إضافية حول صلاحية دالة الانحدار بالنسبة لذلك المتغير المستقل (مثلا، ما إذا كنا نحتاج تمثيلا منحنيا لتأثير ذلك المتغير)، وحول تغيرات ممكنة في مقدار تباين الخطأ فيما يتعلق بذلك المتغير المستقل.

وأخيراً، ينبغي رسم الرواسب في مقابل متغيرات مستقلة مهمة حُذفت من النموذج لرؤية ما إذا كان للمتغيرات المحذوفة تأثيرات إضافية مهمة على المتغير التابع لم نتعرف عليها بعد من خلال نموذج الانحدار. وينبغي أيضاً رسم الرواسب في مقابل حدود التفاعل غير المشمولة في نموذج الانحدار، مثل X_1X_2 ، X_1X_3 ، و X_2X_3 ، لرؤية ما إذا كنا نحتاج، في النموذج، لبعض حدود التفاعل هذه أو لها جميعاً.

والتدابير العلاجية الموصوفة في الفصل الرابع هي أيضاً تدابير قابلة للتطبيق في الانحدار المتعدد. وإذا تطلب الأمر نموذجاً أكثر تعقيداً يسلّم بوجود تأثيرات منحنية أو تأثيرات تفاعل، فيمكن توسيع نموذج الانحدار المتعدد ليشمل هذه التأثيرات. وعلى سبيل المثال يمكن إضافة X_2^2 كمتغير ليأخذ في الاعتبار تأثيراً منحنيًا لـ X_2 ، أو يمكن إضافة X_1X_2 كمتغير اعترافاً بوجود تأثير تفاعل بين X_1 و X_2 على المتغير التابع. وبصورة بديلة، يمكن القيام بتحويلات على المتغير التابع و/أو المتغيرات المستقلة، متبعين في ذلك المبادئ التي ناقشناها في الفصل الرابع، لعلاج أية عيوب في النموذج. ويمكن أن تكون التحويلات في المتغير التابع مُعَيَّنة عندما تكون توزيعات حدود الخطأ ملتوية بوضوح، وتباين حدود الخطأ غير ثابت. كما يمكن أن تكون التحويلات في بعض المتغيرات المستقلة مُعَيَّنة عندما تكون تأثيرات هذه المتغيرات تأثيرات منحنية. وبالإضافة إلى ذلك، يمكن أن تكون التحويلات على Y و/أو المتغيرات المستقلة مُعَيَّنة في حذف تأثيرات التفاعل أو تخفيضها تخفيضاً هائلاً.

وكما في الانحدار الخطّي البسيط، نحتاج إلى الاطمئنان إلى فائدة التحويلات باستخدام رسومات الرواسب وأدوات التشخيص الأخرى، وذلك لتحديد ما إذا كان نموذج الانحدار المتعدد مناسباً للبيانات بعد التحويل.

ملاحظة

وصفنا في الفصل الرابع أسلوب بوكس - كوكس لتحديد تحويل قوة مناسب لـ Y ، في نماذج الانحدار البسيط. وهذا الأسلوب قابل للتطبيق أيضاً على نماذج الانحدار المتعدد. وبالإضافة إلى ذلك طوّر بوكس وتيدول (Box & Tidwell) المرجع [7.1] أسلوباً تكرارياً للتعرف على تحويلات القوى المناسبة لكل من المتغيرات المستقلة في نموذج انحدار متعدد.

(١٠-٧) مثال - انحدار متعدد مع متغيرين مستقلين

في هذه الفقرة سنوضح بالتفصيل تطبيقاً للانحدار المتعدد مع متغيرين مستقلين. وسنوضح عدداً من الإجراءات التشخيصية المختلفة، وعدة أنواع من الاستقرارات التي يمكن القيام بها في هذا التطبيق.

جدول (٧-٢) بيانات أساسية - مثال شركة زارثان

المسألة	المبيعات بالكرور من المرطبات (الكرور = ١٢ دزينة) Y_i	المجموع المهدف (بآلاف الأشخاص) X_{i1}	الدخل الفردي المصرح به (بالدولارات) X_{i2}
1	162	274	2,450
2	120	180	3,254
3	223	375	3,802
4	131	205	2,838
5	67	86	2,347
6	169	265	3,782
7	81	98	3,008
8	192	330	2,450
9	116	195	2,137
10	55	53	2,560
11	252	430	4,020
12	232	372	4,427
13	144	236	2,660
14	103	157	2,088
15	212	370	2,605

إطار المسألة

تبيع شركة زارثان "كريم" خاص بالجلد وذلك حصراً في محلات "أدوات الزينة". وتشمل أعمالها خمس عشرة منطقة تسويقية، وتهتم بالتنبؤ بمبيعات المنطقة. ويتضمن الجدول (٧-٢) بيانات تتعلق بالمبيعات في كل منطقة، بالإضافة إلى بيانات عن كل منطقة حول المجتمع المهدف والدخل الفردي المصرح به. وسنعالج المبيعات كمتغير تابع Y ، والمجتمع المهدف والدخل الفردي المصرح به كمتغيرين مستقلين X_1

X_2 على الترتيب، في استكشاف إمكانية التنبؤ بمبيعات المنطقة من المجتمع الهدف والدخل الفردي المصرح به. ويُتوقع أن يكون نموذج الانحدار من المرتبة الأولى:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (7.62)$$

مع حدود خطأ طبيعية، نموذجاً مناسباً.

جدول (٣-٧) المصفوفتان Y و X - مثال شركة زارتان

	162		1	274	2,450
	120		1	180	3,254
	223		1	375	3,802
	131		1	205	2,838
	67		1	86	2,347
	169		1	265	3,782
	81		1	98	3,008
Y =	192	X =	1	330	2,450
	116		1	195	2,137
	55		1	53	2,560
	252		1	430	4,020
	232		1	372	4,427
	144		1	236	2,660
	103		1	157	2,088
	212		1	370	2,605

حسابات أساسية

بين الجدول (٣-٧) المصفوفتين Y و X لمثال شركة زارتان التوضيحي. وسنحتاج إلى:

-١

$$X'X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 274 & 180 & \dots & 370 \\ 2,450 & 3,254 & \dots & 2,605 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 274 & 2,450 \\ 1 & 180 & 3,254 \\ . & . & . \\ . & . & . \\ 1 & 370 & 2,605 \end{bmatrix}$$

وهذا يعطي:

$$X'X = \begin{bmatrix} 15 & 3,626 & 44,428 \\ 3,626 & 1,067,614 & 11,419,181 \\ 44,428 & 11,419,181 & 139,063,428 \end{bmatrix} \quad (7.63)$$

$$X'Y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 274 & 180 & \dots & 370 \\ 2,450 & 3,254 & \dots & 2,605 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 162 \\ 120 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 212 \end{bmatrix} \quad -٢$$

وهذا يعطي:

$$X'Y = \begin{bmatrix} 2,259 \\ 647,107 \\ 7,096,619 \end{bmatrix} \quad (7.64)$$

-٣

$$(X'X)^{-1} = \begin{bmatrix} 15 & 3,626 & 44,428 \\ 3,626 & 1,067,614 & 11,419,181 \\ 44,428 & 11,419,181 & 139,063,428 \end{bmatrix}^{-1}$$

وباستخدام (6.23)، نعرف

$$\begin{aligned} a &= 15 & b &= 3,626 & c &= 44,428 \\ d &= 3,626 & e &= 1,067,614 & f &= 11,419,181 \\ g &= 44,428 & h &= 11,419,181 & k &= 139,063,428 \end{aligned}$$

بحيث يكون:

$$\begin{aligned} Z &= 14,497,044,060,000 \\ A &= 1.246348416 \\ B &= 0.0002129664176 \end{aligned}$$

وهلم جرا. ونحصل على:

$$(X'X)^{-1} = \begin{bmatrix} 1.2463484 & 2.1296642E-4 & -4.1567125E-4 \\ 2.1296642E-4 & 7.7329030E-6 & -7.0302518E-7 \\ -4.1567125E-4 & -7.0302518E-7 & 1.9771851E-7 \end{bmatrix} \quad (7.65)$$

ونلاحظ أن بعض النتائج في المصفوفة $(X'X)^{-1}$ معطاة في هيئة أسية (E format) حيث ترمز -4 E، مثلاً، لـ $10^{-4} = 1/10^4$ وهكذا ترمز 4 E لـ 2.1296642 لـ 0.00021296642. المكافئ الجبري. لاحظ أن $X'X$ لنموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.62) بمتغيرين مستقلين هو:

$$X'X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ X_{11} & X_{21} & \dots & X_{n1} \\ X_{12} & X_{22} & \dots & X_{n2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} \\ 1 & X_{21} & X_{22} \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} \end{bmatrix}$$

أو

$$X'X = \begin{bmatrix} n & \sum X_{1i} & \sum X_{12} \\ \sum X_{1i} & \sum X_{1i}^2 & \sum X_{1i}X_{12} \\ \sum X_{12} & \sum X_{12}X_{1i} & \sum X_{12}^2 \end{bmatrix} \quad (7.66)$$

وهكذا نجد في مثال شركة زارثان:

$$\begin{aligned} n &= 15 \\ \sum X_{1i} &= 274 + 180 + \dots = 3,626 \\ \sum X_{1i}X_{12} &= 274(2,450) + 180(3,254) + \dots = 11,419,181 \end{aligned}$$

وقد حُسبت هذه العناصر في (7.63).

لاحظ أيضاً أن $X'Y$ لنموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.62) بمتغيرين

مستقلين هو:

$$X'Y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ X_{11} & X_{21} & \dots & X_{n1} \\ X_{12} & X_{22} & \dots & X_{n2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_{1i}Y_i \\ \sum X_{12}Y_i \end{bmatrix} \quad (7.67)$$

ولدينا، في مثال شركة زارثان:

$$\begin{aligned} \sum Y_i &= 162 + 120 + \dots = 2,259 \\ \sum X_{1i}Y_i &= 274(162) + 180(120) + \dots = 647,107 \end{aligned}$$

$$\sum X_{12}Y_i = 2,450(162) + 3,254(120) + \dots = 7,096,619$$

وهذه العناصر هي العناصر التي حُسبت في (7.64).

دالة الانحدار المقدرة

ونحصل بسهولة على تقديرات المربعات الدنيا b باستخدام (7.21)، وبلاستفادة

من النتائج الأساسية التي حصلنا عليها في (7.64) و(7.65):

$$\begin{aligned} b &= (X'X)^{-1} X'Y \\ &= \begin{bmatrix} 1.2463484 & 2.1296642E-4 & -4.1567125E-4 \\ 2.1296642E-4 & 7.7329030E-6 & -7.0302518E-7 \\ -4.1567125E-4 & -7.0302518E-7 & 1.9771851E-7 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 2,259 \\ 647,107 \\ 7,096,619 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 3.4526127900 \\ 0.4960049761 \\ 0.009199080867 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

وهكذا:

$$\begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3.4526127900 \\ 0.4960049761 \\ 0.009199080867 \end{bmatrix}$$

وتكون دالة الانحدار المقدرة:

$$\hat{Y} = 3.453 + 0.96X_1 + 0.00920X_2$$

وتشير دالة الانحدار المقدرة هذه إلى أنه يتوقع زيادة متوسط مبيعات العبوات

(الكروزات) بمقدار 0.496 كروز (جملة عبوات أو كروز = ١٢ دزينة) وذلك عندما

يزيد المجتمع الهدف بمقدار ألف مع بقاء الدخل الفردي المصروح به ثابتاً، ويتوقع زيادة

متوسط مبيعات العبوات بمقدار 0.0092 كروز عندما يزيد الدخل الفردي المصروح به

دولارا واحداً، مع بقاء المجتمع على حاله.

الشكل الجبري للمعادلات الناعمية. ومن (7.66) و(7.67) يمكن الحصول بسهولة

على المعادلات الناعمية في حالة متغيرين مستقلين، في شكلها الجبري فلدينا:

$$(X'X)b = X'Y$$

$$= \begin{bmatrix} n & \sum X_{i1} & \sum X_{i2} \\ \sum X_{i1} & \sum X_{i1}^2 & \sum X_{i1}X_{i2} \\ \sum X_{i2} & \sum X_{i2}X_{i1} & \sum X_{i2}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_{i1}Y_i \\ \sum X_{i2}Y_i \end{bmatrix}$$

ومنها نحصل على المعادلات النظامية:

$$\begin{aligned} \sum Y_i &= nb_0 + b_1 \sum X_{i1} + b_2 \sum X_{i2} \\ \sum X_{i1}Y_i &= b_0 \sum X_{i1} + b_1 \sum X_{i1}^2 + b_2 \sum X_{i1}X_{i2} \\ \sum X_{i2}Y_i &= b_0 \sum X_{i2} + b_1 \sum X_{i1}X_{i2} + b_2 \sum X_{i2}^2 \end{aligned} \quad (7.68)$$

الرواسب والقيم التوفيقية

ولفحص مصداقية نموذج الانحدار (7.62) للبيانات التي بين أيدينا، نحتاج إلى

القيم التوفيقية \hat{Y}_i والرواسب $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$ ونحصل من (7.23) على:

$$\hat{Y} = Xb$$

$$\begin{bmatrix} \hat{Y}_1 \\ \hat{Y}_2 \\ \vdots \\ \hat{Y}_{15} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 274 & 2,450 \\ 1 & 180 & 3,254 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 370 & 2,605 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3.4526127900 \\ 4.960049761 \\ .009199080867 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 161.896 \\ 122.667 \\ \vdots \\ 210.938 \end{bmatrix}$$

وبالإضافة إلى ذلك، نجد من (7.24):

$$e = Y - \hat{Y}$$

$$\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{15} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 162 \\ 120 \\ \vdots \\ 212 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 161.896 \\ 122.667 \\ \vdots \\ 210.938 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.104 \\ -2.667 \\ \vdots \\ 1.062 \end{bmatrix}$$

تحليل مصداقية نموذج

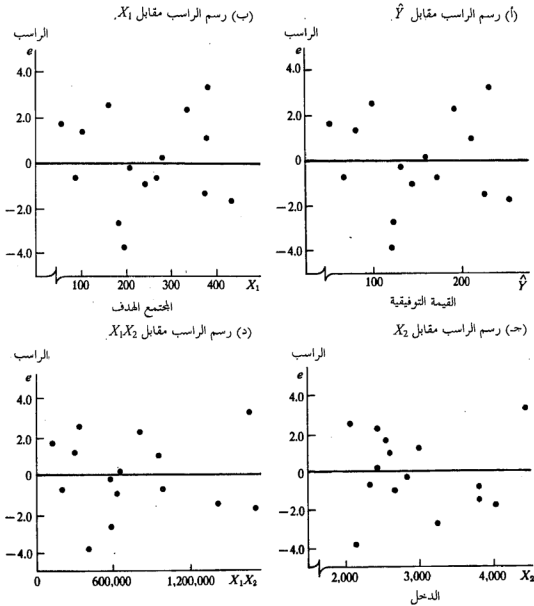
نبدأ تحليلنا لصلاحية نموذج الانحدار (7.62) لبيانات مشال شركة زارشان بتأمل

رسم الرواسب e في مقابل القيم التوفيقية \hat{Y} في الشكل (٧-٦)أ. ولايقترح هذا

الرسم أية انحرافات نمطية عن مستوي الاستجابة، أو أية تغيرات في تباين حدود الخطأ

مع تغير مستوى \bar{Y} ورسومات الرواسب e في مقابل X_1 و X_2 في الشكلين (٦-٧) و (٧-٦) جـ ، على الترتيب، متسقة تماماً مع نتائج جودة التوفيق لدالة الاستجابة ومع نتائج ثبات تباين حدود الخطأ.

شكل (٦-٧) رسومات الرواسب التشخيصية - مثال شركة زارثان

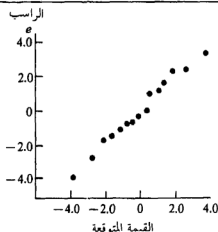


وكثيرا ماتوجد، في تطبيقات الانحدار المتعدد، إمكانية حضور لتأثيرات تفاعل. ولفحص هذه الإمكانية في مثال شركة زارثان، رسمنا الرواسب e في مقابل حد التفاعل X_1X_2 في الشكل (٦-٧) د. ووجود نمط نظامي في هذا الرسم كان سيقتح إمكانية وجود تفاعل، وبحيث تكون دالة استجابة من النوع:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \beta_3X_1X_2$$

أكثر ملاءمة عندئذ. ولكن الشكل (٦-٧) د لايقدم أي نمط نظامي وبالتالي لا يبدو أن هناك أية تأثيرات تفاعل يعكسها حد النموذج $\beta_3X_1X_2$.

شكل (٧-٧) رسم احتمال طبيعي - مثال شركة زارثان.



وأخيرا ، يتضمن الشكل (٧-٧) رسم احتمال طبيعي للرواسب، ويبدو الرسم خطياً إلى درجة مقبولة مما يتفق مع توزيع طبيعي لحدود الخطأ. ومعامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت فرض التوزيع الطبيعي هو 0.993 وتساعد هذه القيمة المرتفعة (انظر الجدول ٤-٣) في التأكيد على معقولية الاستنتاج بأن حدود الخطأ تتبع، بصورة مقبولة، التوزيع الطبيعي.

وبما أن البيانات في مثال شركة زارثان لاتنطوي على أي تنابع زميني فالرسومات الزمنية غير واردة هنا، وهكذا تدعم جميع التشخيصات استخدام نموذج الانحدار (7.62) لبيانات شركة زارثان.

$$SSE = Y'Y - b'X'Y$$

$$= 394,107.000 - [3.4526127900 \cdot 4960049761 \cdot 0.009199080867] \times \begin{bmatrix} 2,59 \\ 647,107 \\ 7,096,619 \end{bmatrix}$$

$$= 394,107.000 - 394,050.116 = 56.884$$

وأخيرا نحصل بالطرح على:

$$SSR = SSTO - SSE = 53,901.600 - 56.884 = 53,844.716$$

وقد أدخلت متوسطات المربعات وأعداد درجات الحرية في الجدول (٧-٤). لاحظ أنه وجب علينا تقدير ثلاث معالم، وبالتالي يترافق مع SSE عدد من درجات الحرية يساوي $12 = 15 - 3$. وأيضا عدد درجات الحرية المرافقة لـ SSR هو 2 أي عدد المتغيرات X في النموذج.

اختبار علاقة المحدار. واختبار ما إذا كانت المبيعات تتعلق بالمتجمع وبالدخل الفردي المصرح به، أي اختبار:

$$H_0: \beta_1 = 0, \quad \beta_2 = 0$$

ليس كل من β_1 و β_2 مساوي للصفر: H_a

نستخدم إحصاء الاختبار (7.34b):

$$F^* = \frac{MSR}{MSE} = \frac{26,922.358}{4.740} = 5,680$$

وبفرض $\alpha = 0.05$ ، نحتاج إلى $F(95; 2, 12) = 3.89$. وبما أن $F^* = 5680 > 3.89$ نستنتج H_a ، أي أن للمبيعات صلة بالمتجمع وبالدخل الفردي المصرح به. والقيمة P - لهذا الاختبار هي أقل من 0.001، إذ نلاحظ من الجدول (٤-أ) أن $F(999; 2, 12) = 13.0$. ويبقى علينا رؤية ما إذا كانت علاقة الانحدار مفيدة للقيام بتنبؤات عن المبيعات أو للوصول إلى تقديرات لمتوسط المبيعات.

معامل التحديد المتعدد. في مثالنا، لدينا من (7.53):

$$R^2 = \frac{SSR}{SSTO} = \frac{53,844.716}{53,901.600} = 0.9989$$

وهكذا عند اعتبار المتغيرين المستقلين: المجتمع والدخل الفردي المصرح به، ينخفض التغير في المبيعات 99.9 بالمائة.
عبارة جبرية لـ SSE . مجموع مربعات الخطأ، في حالة متغيرين مستقلين، في صورته الجبرية هو:

$$SSE = Y'Y - b'X'Y = \sum Y_i^2 - [b_0 \ b_1 \ b_2] \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum X_{i1}Y_i \\ \sum X_{i2}Y_i \end{bmatrix}$$

أو:

$$SSE = \sum Y_i^2 - b_0 \sum Y_i - b_1 \sum X_{i1}Y_i - b_2 \sum X_{i2}Y_i \quad (7.69)$$

لاحظ كيف تشكّل هذه العبارة تعميما مباشرا للعبارة (2.24a) في حالة متغير مستقل واحد.

تقدير معالم الانحدار

لا تثير المعلمة β_0 اهتمام شركة زارثان باعتبارها واقعة بعيدا خارج مجال النموذج. ونرغب في تقدير β_1 و β_2 معا. معامل ثقة عائلي 0.90. وسنستخدم حدي الثقة المتزامنين، لبونفروني المذكورين في (7.47).

ونحتاج أولا إلى تقدير مصفوفة التباين $s^2\{b\}$:

$$s^2\{b\} = MSE (X'X)^{-1}$$

و MSE معطى في الجدول (٧-٤)، وقد حصلنا في (7.65) على $(X'X)^{-1}$ وبالتالي:

$$s^2\{b\} = 4.7403 \begin{bmatrix} 1.2463484 & 2.1296642E-4 & -4.1567125E-4 \\ 2.1296642E-4 & 7.7329030E-6 & -7.0302518E-7 \\ -4.1567125E-4 & -7.0302518E-7 & 1.9771851E-7 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 5.9081 & 1.0095E-3 & -1.9704E-3 \\ 1.0095E-3 & 3.6656E-5 & -3.3326E-6 \\ -1.9704E-3 & -3.3326E-6 & 9.3725E-7 \end{bmatrix}$$

والتباينان المقدّران اللذان نحتاجهما هما:

$$s\{b_1\} = .006054 \quad \text{أو} \quad s^2\{b_1\} = .000036656$$

$$s\{b_2\} = .0009681 \quad \text{أو} \quad s^2\{b_2\} = .00000093725$$

وبعد ذلك، نحتاج، في حالة $g = 2$ ، أي تقديرين في آن واحد، إلى:

$$B = t[1 - .10 / 2(2); 12] = t(.975; 12) = 2.179$$

وهكذا يكون حدا الثقة المتزامن هما $0.4960 \pm 2.179 (0.006054)$

و(0.0009681) + 2.179 0.009199 وهذا ينتج فترتي الثقة:

$$0.483 \leq \beta_1 \leq 0.509$$

$$0.0071 \leq \beta_2 \leq 0.0113$$

ونستنتج بمعامل ثقة عائلي 0.90 أن تقع β_1 بين 0.483 و 0.509 وأن تقع β_2 بين 0.0071 و 0.0113.

لاحظ أن فترتي الثقة المتزامنين تقترحان أن كلا من β_1 و β_2 موجبة، مما يتفق مع التوقعات النظرية بأن المبيعات ينبغي أن تزيد مع عدد أكبر من السكان ومع دخل فردي أعلى، عند إبقاء المتغير الآخر ثابتاً.

تقدير متوسط الاستجابة

ترغب شركة زارثان في تقدير (متوسط) المبيعات المتوقعة في منطقة عدد سكانها X_{i1} يساوي 220 ألف نسمة، والدخل الفردي المصرح به X_{i2} يساوي 2500 دولاراً. لنعرف:

$$X = \begin{bmatrix} 1 \\ 220 \\ 2,500 \end{bmatrix}$$

فالتقدير النقطي لمتوسط المبيعات هو من (7.50):

$$\hat{Y}_h = X_h' b = \begin{bmatrix} 1 & 220 & 2,500 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3.4526 \\ 0.4960 \\ 0.009199 \end{bmatrix} = 135.57$$

وباستخدام (7.53) والنتائج في (7.70) نجد التباين المقدر:

$$\begin{aligned} s^2\{\hat{Y}_h\} &= X_h' s^2\{b\} X_h \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 220 & 2,500 \end{bmatrix} \\ &\times \begin{bmatrix} 5.9081 & 1.0095E-3 & -1.9704E-3 \\ 1.0095E-3 & 3.6656E-5 & -3.3326E-6 \\ -1.9704E-3 & -3.3326E-6 & 9.3725E-7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 220 \\ 2,500 \end{bmatrix} = 0.46638 \end{aligned}$$

$$s\{\hat{Y}_h\} = 0.68292 \quad \text{أو:}$$

وبفرض أن معامل الثقة للتقدير بفترة لبـ $E\{Y_h\}$ هو 0.95، نحتاج إلى $135.57 \pm 2.179(0.68292)$ ومن (7.54) نحصل على حدي الثقة $t(0.975; 12) = 2.179$ وفترة الثقة لبـ $E\{Y_h\}$ هي إذا:

$$134.1 \leq E\{Y_h\} \leq 137.1$$

وهكذا، ومعامل ثقة 0.95، نقدر أن متوسط المبيعات من الكروزات في منطقة عدد سكانها 220 ألفا ودخلها الفردي المصرح به 2500 دولارا يتراوح بين 134.1 كروزا و137.1 كروزا من العبوات.

النسخة الجبرية للتباين المقدّر $s^2\{\hat{Y}_h\}$. بما أن (7.53) تعطينا:

$$s^2\{\hat{Y}_h\} = X_h' s^2\{b\} X_h$$

فنستنتج، في حالة متغيرين مستقلين، أن:

$$s^2\{\hat{Y}_h\} = s^2\{b_0\} + X_{h1}^2 s^2\{b_1\} + X_{h2}^2 s^2\{b_2\} + 2X_{h1}s\{b_0, b_1\} + 2X_{h2}s\{b_0, b_2\} + 2X_{h1}X_{h2}s\{b_1, b_2\} \quad (7.71)$$

وعندما نعوض في (7.71) مستخدمين التباينات والتغايرات المقدرة كما وردت في

$$(7.70) \text{ نحصل على النتيجة أعلاه، ونقصد } s^2\{\hat{Y}_h\} = 0.46638.$$

حدا التنبؤ لمشاهدات جديدة

ترغب شركة زارثان في التنبؤ بالمبيعات في منطقتين هما المعطيات التالية:

منطقة B	منطقة A	
375	220	X_{h1}
3,500	2,500	X_{h2}

ولتحديد أي فترتي التنبؤ المترامتين أفضل هنا، سنحسب S كما هي معطاة في

(7.60a) و B كما هي معطاة في (7.61a)، وذلك في حالة $g = 2$ ، وبافتراض 0.90

كمعامل ثقة عائلي لنجد:

$$S^2 = 2F(.90; 2, 12) = 2(2.81) = 5.62 \quad S = 2.37$$

$$B = t[1 - 0.10/2(2); 12] = t(0.975; 12) = 2.179 \quad \text{و} :$$

وبالتالي يكون حدا بونفروني أكثر كفاءة هنا.

وللمنطقة A، سنستخدم النتائج التي وجدناها عند تقدير متوسط المبيعات،

باعتبار أن مستويي المتغيرين المستقلين هما نفسهما هنا. ولدنا سابقاً:

$$\hat{Y}_h = 135.57 \quad s^2\{\hat{Y}_h\} = 0.46638 \quad MSE = 4.7403$$

وبالتالي لدينا من (7.58a):

$$s^2\{Y_{h(new)}\} = MSE + s^2\{\hat{Y}_h\} = 4.7403 + 0.46638 = 5.20668$$

أو:

$$s\{Y_{h(new)}\} = 2.28182$$

وبطريقة مماثلة لدينا في حالة المنطقة B (الحسابات غير مبينة):

$$\hat{Y}_h = 221.65 \quad s\{Y_{h(new)}\} = 2.34536$$

ووجدنا سابقاً أن معامل بونفروني هو $B = 2.179$. ومن (7.61) نجد بالتالي أن حدود التنبؤ المتزامنة لبونفروني بمعامل ثقة 0.90 هي:

$$221.65 \pm 2.179(2.34536) \text{ و } 135.57 \pm 2.179(2.28182)$$

مما يؤدي إلى فترتي التنبؤ المتزامنتين:

$$130.6 \leq Y_{h(new)} \leq 140.5 \quad \text{منطقة A}$$

$$216.5 \leq Y_{h(new)} \leq 226.8 \quad \text{منطقة B}$$

وتنبأ، بمعامل ثقة عاظمي 0.90، أن المبيعات في هاتين المنطقتين ستكون ضمن الحدود المشار إليها. وتعتبر شركة زارثان أن حدود التنبؤ هذه دقيقة بصورة كافية، وبالتالي فهي مفيدة.

مُخرجات الحاسب

يتضمن الشكل (٧-٨) مخرجات حاسب توضيحية لمثال شركة زارثان، وقد تمَّ الحصول عليها باستخدام برنامج GLM (General Linear Model) من حزمة الحاسب SAS (Statistical Analysis System). (مرجع [7.2]) وتختلف مخرجات تحليل الانحدار من حيث هيئتها من برنامج حاسب إلى آخر، ويمكن رؤية ذلك بمقارنة المخرَج في الشكل (٧-٨) بمخرجات أخرى مقدّمة في فصول سابقة. وعلى أي حال فإن المعلومات الأساسية المقدمة في المخرجات المختلفة تبقى، بصورة رئيسة، نفسها في حزم الانحدار الإحصائية الرئيسة.

شكل (٨-٧) مخرجات الحاسب في مثال شركة زارثان (SAS)، مرجع [7.2]

THE X'X MATRIX				
	INTERCEPT	TARGETP	INCOME	
INTERCEPT ← X_0	15.00	3626.00	44428.00	
TARGETP ← X_1	5626.00	1067614.00	11419181.00	
INCOME ← X_2	44428.00	11419181.00	139063428.00	

X'X INVERSE MATRIX				
	INTERCEPT	TARGETP	INCOME	
INTERCEPT	1.24634442	0.00021297	-0.00041367	
TARGETP	0.00021297	0.00000773	-0.00000070	
INCOME	-0.00041367	-0.00000070	0.00000020	

PARAMETER	ESTIMATE	T FOR HO1 PARAMETER=0	PR > T	STD ERROR OF ESTIMATE
INTERCEPT	3.45261879	1.42	0.1809	2.43063049
TARGETP	0.49600496	81.92	0.0001	0.00403444
INCOME	0.00919908	9.50	0.0001	0.00096811

SOURCE	OF	SUM OF SQUARES	MEAN SQUARE	F VALUE
MODEL	2	SSR → 53844.71643444	MSR → 26922.35821722	F → 3679.47
ERROR	12	SSE → 56.88354556	MSE → 4.74029713	
CORRECTED TOTAL	14	53901.60000000		

One-sided P-value

PR > F → 0.0001

R-SQUARE → R^2 → 0.998945

STD DEV → \sqrt{MSE} → 2.17782234

OBSERVATION	Y_i OBSERVED VALUE	\hat{Y}_i PREDICTED VALUE	e_i RESIDUAL
1	162.00000000	161.89572437	0.10427563
2	120.00000000	122.66731763	-2.66731763
3	223.00000000	224.42938429	-1.42938429
4	131.00000000	131.24062439	-0.24062439
5	67.00000000	67.69928353	-0.69928353
6	169.00000000	169.68485536	-0.68485536
7	81.00000000	79.75193570	1.24806430
8	192.00000000	189.67203503	2.32796497
9	116.00000000	119.83201693	-3.83201693
10	99.00000000	53.29052354	1.70947646
11	252.00000000	253.71505760	-1.71505760
12	282.00000000	220.69079470	3.30920530
13	144.00000000	144.57784226	-0.57784226
14	108.00000000	100.33307489	2.66692511
15	212.00000000	210.92802961	1.06197039

وقد كتبنا حواشي على صفحة المخرج في الشكل (٧-٨) لبيان الصلة مع الرموز المستخدمة في هذا الكتاب. ويتضمن القطاعان الأولان من المعلومات نتائج تحليل الانحدار الوسيطة في شكل مصفوفي، وعلى وجه الخصوص المصفوفتين $X'X$ و $(X'X)^{-1}$. والعنوان *Intercept* في هاتين المصفوفتين يشير إلى $X_{i0} = 1$ في نموذج الانحدار البديل (7.7b).

ويقدم القطاع التالي معلومات عن معاملات الانحدار المقدرة b_k . ويبين، على التوالي، التقديرات b_k ، إحصاءات الاختبارات $t_k^* = b_k / s\{b_k\}$ ، واختبار ما إذا كان $\beta_k = 0$ أم لا، القيم P - ذات الجانبين لإحصاءات الاختبارات، والانحرافات المعيارية المقدرة $s\{b_k\}$.

ويتضمن القطاع الرابع معلومات التحاين: جدول التحاين، القيمة F^* لاختبار ما إذا كانت توجد علاقة انحدار أم لا، القيمة P لهذا الاختبار، \sqrt{MSE} و R^2 .

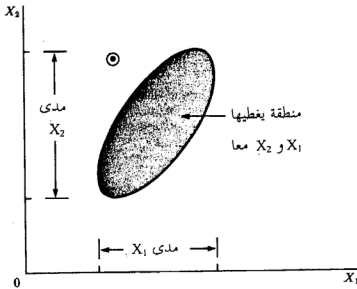
ويبين القطاع الأخير القيم الملحوظة Y_i ، القيم التوفيقية \hat{Y}_i ، والرواسب e_i . وبسبب تدوير الأرقام العشرية لانتطابق بعض النتائج في الشكل (٧-٨) تماماً مع النتائج المقابلة المعطاة سابقاً. وفي هذا المضمار ينبغي ملاحظة أن حزم الانحدار حاسوبية مختلفة يمكن أن تؤدي إلى نتائج مختلفة، إلى حد ما، وذلك بسبب أن النتائج النهائية يجري تقريبها بدرجات مختلفة من الدقة، ولسبب، ربما كان أكثر أهمية، و يتمثل في أن تدوير الأرقام العشرية لا يتم بالدرجة نفسها من الجودة في جميع الحزم. وعلى وجه الخصوص، عندما يوجد عدد من المتغيرات المستقلة، ويرتبط بعض منها ارتباطاً عالياً، فإن تدوير الأرقام العشرية يمكن أن يشكّل مصدراً خطراً من مصادر الصعوبة. وإنها لسياسة حكيمة أن تتحرى حزمة الانحدار حاسوبية قبل استخدامها، بمقارنة مخرجاتها في مسألة اختبار، مثلاً، مع نتائج تعرف أنها دقيقة.

تحذير من استقراءات خفية خارج مجال النموذج

وقبل اختتام هذا التوضيح لتحليل انحدار متعدد، ينبغي أن نحذر ثانية من القيام بتقديرات أو تنبؤات خارج مجال النموذج. والخطورة تأتي، بالطبع، من أن النموذج

قد لا يكون مناسباً عند تعميمه إلى خارج منطقة المشاهدات، وفي الانحدار المتعدد، سهل، على وجه الخصوص أن نتبه في هذه المنطقة، باعتبار أنها معرفة بصورة مشتركة بمستويات X_1, \dots, X_{m-1} وهكذا لا يمكن الاكتفاء بالنظر إلى مدى كل من المتغيرات المستقلة. لنعتبر الشكل (٧-٩)، حيث تمثل المنطقة المظللة منطقة المشاهدات لتطبيق انحدار متعدد بمتغيرين مستقلين. والنقطة التي تحيط بها دائرة تقع ضمن مدى كل من المتغيرين المستقلين X_1 و X_2 كل على انفراد، ومع ذلك فهي خارجة بوضوح عن المنطقة المشتركة للمشاهدات.

شكل (٩-٧) منطقة مشاهدات لـ X_1 و X_2 معاً، بالمقارنة مع مدى X_1 ومدى X_2 كل على انفراد



مراجع ورد ذكرها في النص

- [7.1] Box, G.E.P. and Tidwell, P.W. "Transformations of the Independent Variables." *Technometrics* 4(1962), 531 - 50.
- [7.2] SAS. *User's Guide: Statistics*, Version 6 edition. Cary, N.C.: SAS Institute, 1987.

مسائل

(١-٧) بالإشارة إلى الشكل (٤-٧)أ. ماهي، بصورة تقريبية، الزيادة في متوسط الإنتاج، عندما يزداد هطول المطر من 9 إلى 11 بوصة مع بقاء درجة الحرارة ثابتة؟ هل كنت تستطيع الإجابة على هذا السؤال لو كان هطول المطر ودرجة الحرارة يتفاعلان في تأثيريهما على إنتاج المحصول؟

$$(٢-٧) \text{ لتعتبر دالة الاستجابة } E\{Y\} = 25 + 3X_1 + 4X_2 + 1.5X_1X_2.$$

- أ - ارسم دالة الاستجابة في مقابل X_1 عندما $X_2 = 3$ وعندما $X_2 = 6$. إلى أي حد يظهر تأثير تفاعل X_1 و X_2 على Y من هذا البيان؟
- ب - خطط مجموعة من منحنيات التساوي لسطح الاستجابة. إلى أي حد يظهر تأثير تفاعل X_1 و X_2 على Y من هذا البيان؟

$$(٣-٧) \text{ لتعتبر دالة الاستجابة } E\{Y\} = 14 + 7X_1 - 5X_2.$$

- أ - ارسم دالة الاستجابة في مقابل X_2 عندما $X_1 = 1$ وعندما $X_1 = 4$. كيف يشير البيان إلى أن تأثيرات X_1 و X_2 على Y هي تأثيرات تجميعية؟
- ب - خطط مجموعة من منحنيات التساوي لسطح الاستجابة، كيف يشير البيان إلى أن تأثيرات X_1 على X_2 هي تأثيرات تجميعية؟

(٤-٧) اكتب المصفوفة X والمتجه β لكل من نموذجي الانحدار التاليين (افرض

$$(i = 1, \dots, 4$$

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i1} X_{i2} + \varepsilon_i \quad \text{أ -}$$

$$\log Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad \text{ب -}$$

(٥-٧) اكتب المصفوفة X والمتجه β لكل من نموذجي الانحدار التاليين (افرض

$$(i = 1, \dots, 4$$

$$Y_i = \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i1}^2 + \varepsilon_i \quad \text{أ -}$$

$$\sqrt{Y_i} = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 \log_{10} X_{i2} + \varepsilon_i \quad \text{ب -}$$

(٦-٧) عرض طالب مايلي: "لا يمكن أن تخفّض إضافة متغيرات مستقلة إلى نموذج الانحدار قيمة R^2 ، وبالتالي ينبغي تضمين كل المتغيرات المستقلة المتوافرة في النموذج". علّق.

(٧-٧) لماذا يخلو إلحاق إشارة بمعامل الانحدار المتعدد R من أي معنى مع أننا نقوم بذلك بالنسبة لمعامل الارتباط البسيط r ؟

(٨-٧) تفضيل صنف. في دراسة تجريبية، على نطاق ضيق للعلاقة بين درجة تفضيل صنف (Y) وما ينطوي عليه من الرطوبة (X_1) وحلاوة المنتج (X_2)، تم الحصول على النتائج التالية من تجربة قامت على أساس التصميم تام العشوائية (البيانات مرّزة):

i	1	2	3	4	5	6	7	8
X_{1i}	4	4	4	4	6	6	6	6
X_{2i}	2	4	2	4	2	4	2	4
Y_i	64	73	61	76	72	80	71	83

i	9	10	11	12	13	14	15	16
X_{1i}	8	8	8	8	10	10	10	10
X_{2i}	2	4	2	4	2	4	2	4
Y_i	83	89	86	93	88	95	94	100

أ - وفق نموذج الانحدار (7.1) للبيانات. واعرض دالة الانحدار المقدرة. كيف نفسّر b_1 هنا؟

ب - احسب الرواسب وقم بإعداد رسم صندوقي للرواسب. ماهي المعلومات التي يقدمها هذا الرسم ؟

ج - ارسم الرواسب في مقابل \bar{Y} ، X_1 ، X_2 و X_1X_2 في رسوم بيانية منفصلة. وقم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي. حلل الرسومات وتلّص ما توصلت إليه.

د - قم باختبار نقص التوفيق لدالة انحدار من المرتبة الأولى؛ استخدم $\alpha=0.01$. اعرض البديلين قاعدة القرار، والنتيجة.

(٩-٧) بالإشارة إلى مسألة تفضيل صنف (٨-٧) افترض أن نموذج الانحدار (7.1) محدود خطأً طبيعية مستقلة هو نموذج مناسب.

أ - اختبر وجود علاقة انحدار مستخدماً مستوى معنوية 0.01. اعرض

البدايل، قاعدة القرار، والنتيجة. ماذا يتضمن اختبارك حول β_1 و β_2 ؟

ب - ما هي القيمة P - للاختبار في (أ)؟

ج - قدّر بصورة مشتركة β_1 و β_2 مستخدماً طريقة بونفرونّي ومعامل ثقة

عائلي 99 بالمائة. فسر نتائجك.

(١٠-٧) بالإشارة إلى مسألة تفضيل صنف (٧-٨)

أ - احسب معامل الانحدار المتعدد R^2 كيف تفسره هنا؟

ب - احسب معامل التحديد البسيط r^2 بين Y_i و \hat{Y}_i . هل يساوي R^2 ؟

(١١-٧) بالإشارة إلى مسألة تفضيل صنف (٧-٨). افترض أن نموذج الانحدار (7.1)

محدود خطأ طبيعية مستقلة هو نموذج مناسب.

أ - أوجد تقديراً بفترة لـ $E\{Y_h\}$ عندما يكون $X_{h1} = 5$ و $X_{h2} = 4$. استخدم

معامل ثقة 99 بالمائة، فسر تقديرك بفترة هذا.

ب - أوجد فترة تنبؤ لمشاهدة جديدة $Y_{h(new)}$ عندما يكون $X_{h1} = 5$ و $X_{h2} = 4$.

استخدم معامل ثقة 99 بالمائة.

(١٢-٧) شحن كيماويات. البيانات التالية، وهي مأخوذة من عشرين شحنة قادمة

من كيماويات معبأة في براميل عند وصولها إلى مستودع للبضائع، تبين عدد

البراميل في الشحنة (X_1)، الوزن الكلي للشحنة (X_2)، بمئات الأرتال،

وعدد الدقائق اللازمة لتخزين الشحنة (Y).

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_{1i}	7	18	5	14	11	5	23	9	16	5
X_{2i}	5.11	16.72	3.20	7.03	10.98	4.04	22.07	7.03	10.62	4.76
Y_i	58	152	41	93	101	38	203	78	117	44

i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
X_{1i}	17	12	6	12	8	15	17	21	6	11
X_{2i}	11.02	9.51	3.79	6.45	4.60	13.86	13.03	15.21	3.64	9.57
Y_i	121	112	50	82	48	127	140	155	39	90

أ - قم بإعداد رسومات جذع وورقة لأعداد اليراميل في الشحنات X_{11} ولأوزان الشحنات X_{12} . هل هناك أية مشاهدات قاصية؟ وهل هناك أية ثغرات في البيانات؟

ب - المشاهدات معطاة وفقا لترتيب وصولها. قم بإعداد رسم لكل متغير مستقل في مقابل الزمن. ماذا تبين الرسومات؟

ج - قم بتوفيق نموذج الانحدار (7.1) لهذه البيانات اكتب دالة الانحدار المقترنة. كيف تفسر b_1 و b_2 هنا؟

د - أوجد الرواسب وقم بإعداد رسم صندوقي للرواسب. ماهي المعلومات التي يقدمها الرسم؟

هـ - ارسم الرواسب في مقابل \hat{Y} ، X_1 ، X_2 و X_1X_2 في رسوم بيانية منفصلة. وقم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي. حلل الرسومات ولخص ما توصلت إليه.

و - قم بإعداد رسم للرواسب مع الزمن. هل هناك أي مؤشر لوجود ارتباط بين حدود الخطأ؟ ناقش.

(١٣-٧) بالإشارة إلى مسألة شحن كيماويات (٧-١٢) افترض أن نموذج الانحدار (7.1) محدود خطأ طبيعية مستقلة هو نموذج مناسب.

أ - اختر وجود علاقة انحدار، مستخدما مستوى معنوية 0.05. اعرض البدلين، قاعدة القرار، والنتيجة. ماذا تتضمن نتيجة اختبار حول β_1 و β_2 ؟ ما هي القيمة p لهذا الاختبار؟

ب - قدر β_1 و β_2 بصورة مشتركة مستخدما طريقة بونفيروني. بمعامل ثقة عائلي 95 بالمائة. فسّر نتائجك.

ج - احسب معامل التحديد المتعدد R^2 . كيف تفسّر هذا القياس هنا؟

(١٤-٧) بالإشارة إلى مسألة شحن كيماويات (٧-١٢) افترض أن نموذج الانحدار (7.1) محدود خطأ طبيعية هو نموذج مناسب.

أ - ترغب الإدارة في الحصول على تقديرات مترامنة بفترة متوسط أزمان التخزين لخمس شحنات تقليدية محددة كما يلي:

5	4	3	2	1	
20	14	10	6	5	: X_1
18.00	10.00	7.00	4.80	3.20	: X_2

أوجد عائلة التقديرات مستخدماً معامل ثقة عائلي 95 بالمائة. استخدم حدود

من نوع ووركنج - هو تُلنَج أو طريقة بونفيروني، أيهما أكثر كفاءة.

ب - ومن أجل المشاهدات في المسألة (٧-١٢)، هل تعتبر شحنة من 20 برميلا

بوزن يساوي 500 رطلاً ضمن مجال النموذج؟ ماذا عن شحنة من 20

برميلا بوزن يساوي 1900 رطلاً؟ ادمع نتائجك بإعداد رسم مناسب.

(٧-١٥) بالإشارة إلى مسألة شحن كيماويات (٧-١٢). افترض أن نموذج الانحدار

(7.1) محدود خطأً طبيعية هو نموذج مناسب. وفي اليوم أو اليومين التاليين

ستصل أربع شحنات منفصلة بياناتها كما يلي:

4	3	2	1	
18	15	12	9	: X_1
16.50	12.50	9.00	7.20	: X_2

وترغب الإدارة في التنبؤ بأزمة التخزين لهذه الشحنات بحيث يمكن مقارنة

أزمة التخزين الفعلية بالأزمة المتنبأ بها وذلك لتحديد ما إذا كانت "خارجة

عن المألوف". أوجد التنبؤات التي تحتاجها مستخدماً الأسلوب الأكثر كفاءة

ومعامل ثقة عائلي 95 بالمائة.

(٧-١٦) بالإشارة إلى مسألة شحن كيماويات (٧-١٢). افترض أن نموذج الانحدار

(7.1) محدود خطأً طبيعية مستقلة هو نموذج مناسب. وسيجري استلام ثلاث

شحنات جديدة وفي كل منها $X_{h1} = 7$ و $X_{h2} = 6$.

أ - أوجد 95 بالمائة فترة تنبؤ لتوسط زمن التخزين لكل من هذه الشحنات.

ب - ردّ الفترة التي حصلنا عليها في الجزء أ إلى 95 بالمائة فترة تنبؤ لزمن

التخزين الكلي للشحنات الثلاث.

(٧-١٧) ارتياح المريض. يرغب مدير مستشفى دراسة العلاقة بين ارتياح المريض Y

وعمر المريض (X_1 بالسنوات)، شدة المرض (X_2 ، رقم قياسي)، مستوى

القلق (X_3) ، رقم قياسي). وقد اختار عشوائيا 23 مريضا، وجمع البيانات المبنية أدناه، حيث تقرّن القيم المرتفعة لـ Y ، X_2 و X_3 ، على الترتيب، بارتياح أكبر، زيادة في شدة المرض، وقلق أكبر.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X_{i1}	50	36	40	41	28	49	42	45	52	29	29	43
X_{i2}	51	46	48	44	43	54	50	48	62	50	48	53
X_{i3}	2.3	2.3	2.2	1.8	1.8	2.9	2.2	2.4	2.9	2.1	2.4	2.4
Y_i	48	57	66	70	89	36	46	54	26	77	89	67

i	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
X_{i1}	38	34	53	36	33	29	33	55	29	44	43
X_{i2}	55	51	54	49	56	46	49	51	52	58	50
X_{i3}	2.2	2.3	2.2	2.0	2.5	1.9	2.1	2.4	2.3	2.9	2.3
Y_i	47	51	57	66	79	88	60	49	77	52	60

أ - قم بإعداد رسم جذع وورقة لكل من المتغيرات المستقلة. هل تكشف

هذه الرسومات عن أية جوانب تستحق الملاحظة؟

ب - وفق النموذج (7.5) بثلاثة متغيرات مستقلة لهذه البيانات واكتب دالة

الانحدار المقدرة. كيف تفسّر b_2 هنا؟.

ج - أوجد الرواسب وقم بإعداد رسم صندوقي للرواسب. هل تبدو هناك

أية مشاهدات قاصية؟

د - ارسم الرواسب في مقابل \bar{Y} ، وفي مقابل كل من المتغيرات المستقلة،

وفي مقابل كل تفاعل بين عاملين في رسوم بيانية منفصلة. وقم أيضا

بإعداد رسم احتمال طبيعي. حلل رسوماتك ولخص ماتوصلت إليه.

هـ - هل تستطيع القيام باختبار نقص التوفيق هنا؟

(١٨-٧) بالإشارة إلى مسألة ارتباط المريض (١٧-٧). افترض أن نموذج الانحدار (7.5)

لثلاثة متغيرات مستقلة، مع حدود خطأ طبيعية مستقلة، هو نموذج مناسب.

أ - اختبر ما إذا كانت توجد علاقة انحدار؛ استخدم مستوى معنوية 0.01.
اعرض البديلين، قاعدة القرار، والنتيجة. ماذا يتضمن اختبارك حول β_1, β_2 و β_3 ؟ ما هي القيمة P - للاختبار؟

ب - أوجد تقديرات مشتركة بفترة لـ β_1, β_2 و β_3 مستخدماً معامل ثقة عائلي 90 بالمائة. فسّر نتائجك.

ج - احسب معامل الارتباط المتعدد. إلام يشير هنا؟.

(٧-١٩) بالاشارة إلى مسألة ارتياح المريض (٧-١٧). افترض أن نموذج الانحدار (7.5)

لثلاثة متغيرات مستقلة مع حدود خطأ طبيعية مستقلة، هو نموذج مناسب.

أ - أوجد تقديراً بفترة لمتوسط الارتياح عندما يكون $X_{h1} = 35$ ، $X_{h2} = 45$ ، $X_{h3} = 2.2$. استخدم معامل ثقة 90 بالمائة. فسّر فترة الثقة التي حصلت عليها.

ب - أوجد فترة تنبؤ لارتياح مريض جديد عندما يكون $X_{h1} = 35$ ، $X_{h2} = 45$ ، $X_{h3} = 2.2$. استخدم معامل ثقة 90 بالمائة. فسّر فترة التنبؤ التي حصلت عليها.

(٧-٢٠) رواتب المختصين في الرياضيات. رغب باحث في مؤسسة علمية في تجميع

العلاقة بين الرواتب السنوية لباحثين في الرياضيات من مستوى متوسط

ومتقدم (Y ، بآلاف الدولارات) ورقم قياسي يعبر عن نوعية المنشورات

(X_1)، عدد سنوات الخبرة (X_2)، ورقم قياسي يعبر عن النجاح في الحصول

على دعم منحة (X_3)، وفيما يلي البيانات لعينة من 24 باحثاً في الرياضيات

من مستويات متوسطة ومتقدمة.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X_{i1}	3.5	5.3	5.1	5.8	4.2	6.0	6.8	5.5	3.1	7.2	4.5	4.9
X_{i2}	9	20	18	33	31	13	25	30	5	47	25	11
X_{i3}	6.1	6.4	7.4	6.7	7.5	6.0	4.0	5.8	8.3	5.0	6.4	6.4
Y_i	33.2	40.3	38.7	46.8	41.4	37.5	39.0	40.7	30.1	52.9	38.2	31.8
i	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
X_{i1}	8.0	6.5	6.6	3.7	6.2	7.0	4.0	4.5	5.9	5.6	4.8	3.9
X_{i2}	23	35	39	21	7	40	35	33	33	27	34	15
X_{i3}	7.6	7.0	5.0	4.4	5.5	7.0	6.0	3.5	4.9	4.3	8.0	5.0
Y_i	43.3	44.1	42.8	33.6	34.2	48.0	38.0	35.9	40.4	36.8	45.2	35.1

- أ - قم بإعداد رسم جذع وورقة لكل من المتغيرات المستقلة. ماهي المعلومات التي تقدمها هذه الرسومات؟
 - ب - قم بتوفيق نموذج الانحدار (7.5) بثلاث متغيرات مستقلة لهذه البيانات. اكتب دالة الانحدار المقدرة.
 - ج - أوجد الرواسب وقم بإعداد رسم صندوقي للرواسب. هل يبدو التوزيع متناظرا إلى حد مقبول.
 - د - ارسم الرواسب في مقابل \hat{Y} ، وفي مقابل كل من المتغيرات المستقلة وكل من التفاعلات بين عاملين وذلك في رسوم بيانية منفصلة. وقم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي. حلل رسوماتك ولخص ماتوصلت إليه.
 - هـ - هل يمكنك القيام باختبار نقص التوفيق هنا؟
- (٢١-٧) بالإشارة إلى مسألة رواتب المختصين في الرياضيات (٧-٢٠). افترض أن نموذج الانحدار (7.5) لثلاثة متغيرات مستقلة مع حدود خطأ طبيعية مستقلة، هو نموذج مناسب.
- أ - اختبر ما إذا كانت توجد علاقة انحدار؛ استخدم $\alpha = 0.05$ ، اعرض البدلين، قاعدة القرار، والنتيجة. ماذا يتضمن اختبارك حول β_1 ، β_2 و β_3 ما هي القيمة P - للاختبار؟
 - ب - قَدِّر بصورة مشتركة β_1 ، β_2 و β_3 باستخدام طريقة بونفروني مستخدما معامل ثقة عاظمي 95 بالمائة. فسر نتائجك.
 - ج - احسب R^2 وفسر هذا المقياس.
- (٢٢-٧) بالإشارة إلى مسألة رواتب المختصين في الرياضيات (٧-٢٠). افترض أن نموذج الانحدار (7.5) لثلاثة متغيرات مستقلة مع حدود خطأ طبيعية مستقلة، هو نموذج مناسب. ويرغب الباحث في الحصول على تقديرات متزامنة بفترة لتوسطات مستويات الرواتب لأربعة من الباحثين الرياضيين التقليديين مواصفاتهم كما يلي:

4	3	2	1	
7.0	4.0	6.0	5.0	X_1 :
50	10	30	20	X_2 :
7.0	4.0	6.0	5.0	X_3 :

أوجد العائلة من التقديرات مستخدماً معامل ثقة عائلي 95 بالمائة. استخدم الطريقة الأكثر كفاءة.

(٢٣-٧) بالإشارة إلى مسألة رواتب المختصين في الرياضيات (٧-٢٠). افترض أن نموذج الانحدار (7.5) لثلاثة متغيرات مستقلة مع حدود خطأ طبيعية مستقلة، هو نموذج مناسب. ولم يقدم ثلاثة من الباحثين الرياضيين الذين شملتهم الدراسة أية معلومات عن الرواتب، وكانت مواصفاتهم كما يلي:

3	2	1	
6.4	6.2	5.4	X_1 :
21	12	17	X_2 :
6.1	5.8	6.0	X_3 :

طور فترات تنبؤ منفصلة للرواتب السنوية لهؤلاء الرياضيين مستخدماً في كل حالة معامل ثقة 95 بالمائة. هل يمكن التنبؤ برواتب الرياضيين الثلاثة هؤلاء بدقة مقبولة ؟

تقارين

(٢٤-٧) لكل من نماذج الانحدار التالية، أشر إلى ما إذا كان النموذج هو نموذج انحدار خطي عام. وإذا لم يكن كذلك، اذكر ما إذا كان يمكن التعبير عنه في الصيغة (7.7) باستخدام تحويل مناسب:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 \log_{10} X_{i2} + \beta_3 X_{i1}^2 + \varepsilon_i \quad (أ)$$

$$Y_i = \varepsilon_i \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2}^2) \quad (ب)$$

$$Y_i = \beta_0 + \log_{10}(\beta_1 X_{i1}) + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (ج)$$

$$Y_i = \beta_0 \exp(\beta_1 X_{i1}) + \varepsilon_i \quad (د)$$

$$Y_i = [1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \varepsilon_i)]^{-1} \quad (هـ)$$

(٢٥-٧) (في حاجة إلى حساب التفاضل) لنعتبر نموذج الانحدار المتعدد:

$$Y_i = \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

حيث المقادير ε_i غير مرتبطة، $E\{\varepsilon_i\} = 0$ و $\sigma^2\{\varepsilon_i\} = \sigma^2$.

أ - استنبط مقدرات المربعات الدنيا لـ β_1 و β_2 .

ب - مفترضاً أن المقادير ε_i هي متغيرات عشوائية طبيعية مستقلة. اكتب دالة

الإمكانية، وأوجد مقدرات الإمكانية العظمى لـ β_1 و β_2 . هل تتطابق

هذه المقدرات مع مقدرات المربعات الدنيا ؟

(٢٦-٧) (في حاجة إلى حساب التفاضل) لنعتبر نموذج الانحدار المتعدد:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i1}^2 + \beta_3 X_{i2} + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

حيث المقادير ε_i مستقلة $N(0, \sigma^2)$. استنبط المعادلات الناعلمية بطريقة

المربعات الدنيا. هل ستقدم هذه المعادلات مقدرات لمعاملات الانحدار

مطابقة لمقدرات الإمكانية العظمى؟

(٢٧-٧) أراد محلل توفيق نموذج الانحدار

$$Y_i = \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

بطريقة المربعات الدنيا حيث كان من المعروف أن $\beta_2 = 4$ كيف يمكن

للمحلل الحصول على التوفيق المرغوب مستخدماً برنامج حاسب خاص

بالانحدار المتعدد؟

(٢٨-٧) من أجل نموذج الانحدار (7.1)، بين أن معامل التحديد البسيط r^2 بين Y_i و

\hat{Y}_i يساوي معامل التحديد المتعدد R^2 .

(٢٩-٧) في دراسة انحدار على نطاق ضيق، حصلنا على البيانات التالية:

i	1	2	3	4	5	6
X_1	7	4	16	3	21	8
X_2	33	41	7	49	5	31
X_3	42	33	75	28	91	55

افترض أن نموذج الانحدار (7.1) مع حدود خطأ طبيعية مستقلة هو نموذج

مناسب مستخدماً طرق المصفوفات، أوجد

(أ) b ؛ (ب) e ؛ (ج) H ؛ (د) SSR ؛ (هـ) $s^2\{b\}$ (و) \hat{Y}_h عندما يكون

$X_{h2} = 30$ و $X_{h1} = 10$ عندما يكون $s^2\{\hat{Y}_h\} = 10$ و $X_{h2} = 30$.

مشاريع

(٣٠-٧) بالإشارة إلى مجموعة البيانات $SMSA$. طُلب منك تقويم نموذجين بدليين للتنبؤ بعدد الأطباء الممارسين Y في $SMSA$. ويتضمن النموذج الأول المقترح كمتغيرات مستقلة: العدد الكلي للسكان (X_1)، مساحة الأرض (X_2)، والدخل الشخصي الإجمالي (X_3). والنموذج الثاني المقترح يتضمن كمتغيرات مستقلة: كثافة السكان (X_1)، العدد الكلي للسكان مقسوماً على مساحة الأرض، النسبة المئوية للسكان في المدن المركزية (X_2)، والدخل الشخصي الإجمالي (X_3).

أ - جهّز بإعداد رسم جذع وورقة لكل من المتغيرات المستقلة. ماهي المعلومات التي تستحق الذكر التي تقدمها الرسومات ؟
 ب - لكل من النموذجين المقترحين، وفق نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.5) بثلاثة متغيرات مستقلة.
 ج - احسب R^2 لكل نموذج. هل أحد النموذجين مفضل تفضيلاً واضحاً على الآخر وفقاً لهذا المقياس ؟

د - لكل من النموذجين، أوجد الرواسب وارسمها في مقابل \hat{Y} ، وفي مقابل كل من المتغيرات المستقلة، وكل من التفاعلات ذات العاملين. قم أيضاً بإعداد رسم احتمال طبيعي لكل من النموذجين اللذين قمت بتوقيعهما. حلل رسوماتك ولخص ماتوصلت إليه. هل أحد النموذجين مفضل بوضوح من حيث المصادقية؟

(٣١-٧) بالإشارة إلى مجموعة البيانات $SMSA$

أ - لكل منطقة جغرافية، إحدر عدد الجرائم الخطيرة في $SMSA$ (Y) على الكثافة السكانية (X_1) العدد الكلي للسكان مقسوماً على مساحة الأرض، الدخل الشخصي الإجمالي (X_2)، النسبة المئوية لخرجي الثانوية (X_3). استخدم نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.5) بثلاثة متغيرات مستقلة. اكتب دوال الانحدار المقدرة.

ب - هل دوال الانحدار المقدَّرة متشابهة بالنسبة للمناطق الأربع؟ ناقش.
 جـ - احسب MSE و R^2 لكل منطقة. هل هذان المقياسان متماثلان بالنسبة للمناطق الأربع؟ ناقش.

د - أوجد الرواسب لكل نموذج قمعت بتوقيفه، واعرض رسماً صندوقياً للرواسب في كل من النموذجين. حلل رسوماتك واعرض ماتوصلت إليه.
 (٣٢-٧) بالإشارة إلى مجموعة البيانات SENIC. اقترح نموذجان للتنبؤ بمتوسط مدة إقامة المريض في المستشفى Y . ويستخدم النموذج الأول كمتغيرات مستقلة: العمر (X_1) ، خطورة الإصابة (X_2) ، والخدمات والتسهيلات المتوافرة (X_3) . ويستخدم النموذج الثاني كمتغيرات مستقلة: عدد الأسيرة (X_1) ، خطورة الإصابة (X_2) ، والخدمات والتسهيلات المتوافرة (X_3) .

أ - جهّز بإعداد رسم جذع وورقة لكل من المتغيرات المستقلة. ماهي المعلومات التي تقدمها هذه الرسومات؟

ب - لكل من النموذجين المقترحين، وُفق نموذج الانحدار (7.5) من المرتبة الأولى بثلاثة متغيرات مستقلة.

جـ - احسب R^2 لكل نموذج. هل أحد النموذجين مفضل بوضوح وفقاً لهذا المقياس؟

د - لكل نموذج، أوجد الرواسب وارسمها في مقابل \hat{Y} ، وفي مقابل كل من المتغيرات المستقلة، وكل من التفاعلات ذات العاملين. وقم أيضاً بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب في كل من النموذجين اللذين قمعت بتوقيههما. حلل رسوماتك واعرض ماتوصلت إليه. هل أحد النموذجين مفضل بوضوح من حيث المصادقية؟

(٣٣-٧) بالإشارة إلى مجموعة البيانات SENIC.

أ - إحذر، لكل منطقة جغرافية، خطورة الإصابة Y على المتغيرات المستقلة، العمر (X_1) ، نسبة الزرع الروتيني (X_2) ، معدل الإحصاءات اليومية لعدد المرضى (X_3) ، والتسهيلات والخدمات المتوافرة (X_4) .

استخدم نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.5) بأربعة متغيرات مستقلة. اكتب دوال الانحدار المقدرة.

ب - هل دوال الانحدار المقدرة متماثلة في المناطق الجغرافية الأربع؟ ناقش.

ج - احسب MSE و R^2 لكل منطقة. هل هذان القياسان متشابهان في المناطق الأربع؟ ناقش.

د - أوجد الرواسب لكل نموذج قيمت بتوقيفه. واعرض رسماً صندوقياً للرواسب في كل من النموذجين لحلل رسوماتك واعرض ماتوصلت إليه.

II - الانحدار المتعدد

نتابع في هذا الفصل، عدّة مواضيع خاصة بالانحدار المتعدد. فندرس أولاً مجاميع المربعات الإضافية، وهي مفيدة للقيام باختبارات متنوعة حول معاملات الانحدار. ثم نتابع نسخة من نموذج الانحدار المتعدد تكون القياسات فيها معيارية ونقدم الخطئية المتعددة وهو شرط تكون معه المتغيرات المستقلة مرتبطة ارتباطاً عالياً. ونقدم، أخيراً، الاختبار الخطّي العام في صيغة مصفوفية.

(٨-١) مجاميع المربعات الإضافية

أفكار أساسية

يقيس مجموع مربعات إضافي التخفيض الهامشي في مجموع مربعات الخطأ عند إضافة متغير أو عدة متغيرات مستقلة إلى نموذج الانحدار، علماً أن المتغيرات الأخرى كانت من حينها ضمن النموذج. وبصورة مكافئة، يمكن النظر إلى مجموع مربعات إضافي كقياس للزيادة الهامشية في مجموع مربعات الانحدار عند إضافة متغير أو عدّة متغيرات مستقلة إلى نموذج الانحدار.

ونسستخدم أولاً مثلاً لتوضيح هذه الأفكار، ثم نقدم تعاريف لمجاميع المربعات الإضافية. ونناقش استخدامات متنوعة لمجاميع المربعات الإضافية في اختبارات حول معاملات الانحدار.

مثال. يتضمن الجدول (٨-١) بيانات من دراسة للعلاقة بين مقدار الشحوم في الجسم Y وعدة متغيرات تفسيرية مستقلة. وتقوم الدراسة على عينة من إناث يتمتعن بصحة جيدة وأعمارهن من 25 إلى 34 سنة، والمتغيرات المستقلة الممكنة هي سماكة الجلد في عضلة مؤخر العضد ثلاثية الرؤوس (X_1)، محيط الفخذ (X_2)، ومحيط منتصف الذراع (X_3).

جدول (٨-١) البيانات ومصفوفة الارتباط بين المتغيرات X لثلاث شحوم الجسم.

(أ) بيانات شخصية				
الشخص	سماكة الجلد في عضلة	محيط الفخذ	محيط منتصف الذراع	شحوم
i	مؤخر العضد X_{11}	X_{12}	X_{13}	الجسم Y_i
1	19.5	43.1	29.1	11.9
2	24.7	49.8	28.2	22.8
3	30.7	51.9	37.0	18.7
4	29.8	54.3	31.1	20.1
5	19.1	42.2	30.9	12.9
6	25.6	53.9	23.7	21.7
7	31.4	58.5	27.6	27.1
8	27.9	52.1	30.6	25.4
9	22.1	49.9	23.2	21.3
10	25.5	53.5	24.8	19.3
11	31.1	56.6	30.0	25.4
12	30.4	56.7	28.3	27.2
13	18.7	46.5	23.0	11.7
14	19.7	44.2	28.6	17.8
15	14.6	42.7	21.3	12.8
16	29.5	54.4	30.1	23.9
17	27.7	55.3	25.7	22.6
18	30.2	58.6	24.6	25.4
19	22.7	48.2	27.1	14.8
20	25.2	51.0	27.5	21.1

(ب) مصفوفة الارتباط للمتغيرات X

$$r_{xx} = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.92 & 0.46 \\ 0.92 & 1.0 & 0.08 \\ 0.46 & 0.08 & 1.0 \end{bmatrix}$$

ويتضمن الجدول (٨-٢) نتائج الانحدار عندما نخدر شحوم الجسم Y على (١) سماكة الجلد في عضلة مؤخر العضد (X_1) بمفرده، (٢) على محيط الفخذ (X_2) بمفرده، (٣) على X_1 و X_2 فقط، و(٤) على المتغيرات المستقلة الثلاثة جميعها. ولاقتفاء نموذج الانحدار الذي جرى توقيفه، سنعدل رموزنا قليلا. فمجموع مربعات الانحدار عندما يكون X_1 فقط في النموذج هو، وفقا للجدول (٨-٢)، 352.27 وسنرمز لمجموع المربعات هذا بـ $SSR(X_1)$ وسنرمز لمجموع مربعات الخطأ في هذه النموذج بـ $SSE(X_1)$ ووفقا للجدول (٨-٢) لدينا $SSE(X_1) = 143.12$.

جدول (٢-٨) نتائج الانحدار لعدة نماذج جرى توظيفها في مثال شحوم الجسم.

(أ) الانحدار Y على X_1				
$\hat{Y} = -1.496 + 0.8572X_1$				
مصدر التغير	SS	df	MS	
الانحدار	352.27	1	352.27	
الخطأ	143.12	18	7.95	
المجموع	495.39	19		
المتغير	معامل الانحدار المقدر	الانحراف المعياري المقدر	t^*	
X_1	$b_1 = 0.8572$	$s\{b_1\} = 0.1288$	66.6	
(ب) الانحدار Y على X_2				
$\hat{Y} = -23.634 + 0.8565X_2$				
مصدر التغير	SS	df	MS	
الانحدار	381.97	1	381.97	
الخطأ	113.42	18	6.30	
المجموع	495.39	19		
المتغير	معامل الانحدار المقدر	الانحراف المعياري المقدر	t^*	
X_2	$b_2 = 0.8565$	$s\{b_2\} = 0.1100$	7.79	
(ج) الانحدار Y على X_1 و X_2				
$\hat{Y} = -19.174 + 0.2224X_1 + 0.6594X_2$				
مصدر التغير	SS	df	MS	
الانحدار	385.44	2	192.72	
الخطأ	109.95	17	6.47	
المجموع	495.39	19		
المتغير	معامل الانحدار المقدر	الانحراف المعياري المقدر	t^*	
X_1	$b_1 = 0.2224$	$s\{b_1\} = 0.3034$	0.73	
X_2	$b_2 = 0.6594$	$s\{b_2\} = 0.2912$	2.26	

تمة الجدول ٨-٢

(د) الانحدار \hat{Y} على X_1, X_2, X_3			
$\hat{Y} = 117.08 + 4.334X_1 - 2.857X_2 - 2.186X_3$			
مصدر التغير	SS	df	MS
الانحدار	396.98	3	132.33
الخطأ	98.41	16	6.15
المجموع	495.39	19	
التغير	معامل الانحدار المقدر	الانحراف المعياري المقدر	r^*
X_1	$b_1 = 4.334$	$s\{b_1\} = 3.016$	1.44
X_2	$b_2 = -2.857$	$s\{b_2\} = 2.582$	-1.11
X_3	$b_3 = -2.186$	$s\{b_3\} = 1.596$	-1.37

وبصورة مشابهة، يشير الجدول (٨-٢) جـ، عند وجود X_1 و X_2 في نموذج الانحدار، إلى أن مجموع مربعات الانحدار $SSR(X_1, X_2) = 385.44$ وأن مجموع مربعات الخطأ $SSE(X_1, X_2) = 109.95$.

ونلاحظ أن مجموع مربعات الخطأ عند وجود X_1 و X_2 في النموذج، وهو $SSE(X_1, X_2) = 109.95$ أصغر من قيمته عندما يتضمن النموذج X_1 فقط، إذ يكون عندئذ $SSE(X_1) = 143.12$. ويدعى الفرق مجموع مربعات إضافي وسنرمز له بـ $SSR(X_2 | X_1)$:

$$SSR(X_2 | X_1) = SSE(X_1) - SSE(X_1, X_2) = 143.12 - 109.95 = 33.17$$

وهذا التخفيض في مجموع مربعات الخطأ كان نتيجة لإضافة X_2 إلى نموذج الانحدار حيث كانت X_1 من حينها مشمولة في النموذج. وهكذا يقيس مجموع المربعات الإضافي $SSR(X_2 | X_1)$ التأثير الهامشي لإضافة X_2 إلى نموذج انحدار كان يقتصر على X_1 . ويعكس الرمز $SSR(X_2 | X_1)$ هذا التخفيض الإضافي في مجموع مربعات الخطأ الذي يترافق مع X_2 علماً أن X_1 كانت من حينها مشمولة في النموذج.

ويقيس مجموع المربعات الإضافي $SSR(X_2 | X_1)$ بصورة مكافئة، الزيادة الهامشية في مجموع مربعات الانحدار:

$$SSR(X_2 | X_1) = SSR(X_1, X_2) - SSR(X_1) = 385.44 - 352.27 = 33.17$$

وسبب تكافؤ التخفيض الهامشي في مجموع مربعات الخطأ والزيادة الهامشية في مجموع مربعات الانحدار هو المطابقة الأساسية في تحليل التباين (3.48a):

$$SSTO = SSR + SSE$$

وبما أن $SSTO$ يقيس متغيرة المشاهدات Y_i ، وبالتالي لا يعتمد على نموذج الانحدار الذي جرى توقيفه، فإن أي تخفيض في SSE يتضمن زيادة مطابقة في SSR .

ويمكن دراسة مجاميع المربعات الأخرى، مثل التأثير الهامشي لإضافة X_3 إلى نموذج انحدار يتضمن من حينه X_1 و X_2 . ونجد من الجدولين (٢-٨) ج و (٢-٨) د أن:

$$SSR(X_3 | X_1, X_2) = SSE(X_1, X_2) - SSE(X_1, X_2, X_3)$$

$$= 109.95 - 98.41 = 11.54$$

أو، بصورة مكافئة:

$$SSR(X_3 | X_1, X_2) = SSR(X_1, X_2, X_3) - SSR(X_1, X_2)$$

$$= 396.98 - 385.44 = 11.54$$

ويمكن دراسة حتى التأثير الهامشي لإضافة عدة متغيرات، مثل إضافة كل من X_2 و X_3 إلى نموذج انحدار يتضمن X_1 (انظر الجدولين (٢-٨) أ و (٢-٨) د):

$$SSR(X_2, X_3 | X_1) = SSE(X_1) - SSE(X_1, X_2, X_3)$$

$$= 143.12 - 98.41 = 44.71$$

أو بصورة مكافئة:

$$SSR(X_2, X_3 | X_1) = SSR(X_1, X_2, X_3) - SSR(X_1)$$

$$= 396.98 - 352.27 = 44.71$$

تعاريف

نجمع الآن تعاريفنا السابقة لمجاميع المربعات الإضافية ونقدم بعض التعاريف الإضافية. وكما لاحظنا سابقاً، فإن مجموع المربعات الإضافي ينطوي دائماً على الفرق بين مجموع مربعات الخطأ في نموذج الانحدار المتضمن المتغير، أو متغيرات X ، ومجموع مربعات الخطأ للنموذج نفسه بعد إضافة متغير أو متغيرات X إليه. وبصورة مكافئة، ينطوي مجموع المربعات الإضافي على الفرق بين مجموعي مربعات الانحدار المقابلين. وهكذا نجد:

$$SSR(X_1 | X_2) = SSE(X_2) - SSE(X_1, X_2) \quad (8.1a)$$

أو، بصورة مكافئة:

$$SSR(X_1 | X_2) = SSR(X_1, X_2) - SSR(X_2) \quad (8.1b)$$

وإذا كان X_2 هو المتغير الإضافي، فلدينا:

$$SSR(X_2 | X_1) = SSE(X_1) - SSE(X_1, X_2) \quad (8.2a)$$

أو، بصورة مكافئة:

$$SSR(X_2 | X_1) = SSR(X_1, X_2) - SSR(X_1) \quad (8.2b)$$

ويمكن بصورة مباشرة التعميم إلى حالة ثلاثة متغيرات أو أكثر. وعلى سبيل

المثال، لدينا:

$$SSR(X_3 | X_1, X_2) = SSE(X_1, X_2) - SSE(X_1, X_2, X_3) \quad (8.3a)$$

$$SSR(X_3 | X_1, X_2) = SSR(X_1, X_2, X_3) - SSR(X_1, X_2) \quad (8.3b)$$

و:

$$SSR(X_2, X_3 | X_1) = SSE(X_1) - SSE(X_1, X_2, X_3) \quad (8.4a)$$

$$SSR(X_2, X_3 | X_1) = SSR(X_1, X_2, X_3) - SSR(X_1) \quad (8.4b)$$

تفكيك SSR إلى مجاميع مربعات إضافية

في الانحدار المتعدد، وخلافا للانحدار البسيط، يمكن الحصول على تفكيكات متنوعة لمجموع مربعات الانحدار SSR إلى مجاميع مربعات إضافية لنعتمد حالة متغيرين مستقلين. ونبدأ بالمطابقة (3.48a) لمتغير X_1 :

$$SSTO = SSR(X_1) + SSE(X_1) \quad (8.5)$$

حيث تبين الرموز الآن، بوضوح، أن X_1 هو المتغير X في النموذج، وإذا وضعنا بدلا من $SSE(X_1)$ مكافئه من (8.2a)، نجد:

$$SSTO = SSR(X_1) + SSR(X_2 | X_1) + SSE(X_1, X_2) \quad (8.6)$$

وفي حالة الانحدار المتعدد بمتغيرين مستقلين، لدينا المطابقة نفسها كما في (8.5) الخاصة بمتغير مستقل واحد، ونعني:

$$SSTO = SSR(X_1, X_2) + SSE(X_1, X_2) \quad (8.7)$$

وبحل (8.7) كمعادلة في المجهول $SSE(X_1, X_2)$ واستخدام العبارة الناتجة في (8.6) نجد:

$$SSR(X_1, X_2) = SSR(X_1) + SSR(X_2 | X_1) \quad (8.8)$$

وهكذا نكون قد فككتنا مجموع مربعات الانحدار $SSR(X_1, X_2)$ إلى مركبتين هامشتين: (١) $SSR(X_1)$ تقيس المساهمة الناتجة عن وجود X_1 بمفرده في النموذج و (٢) $SSR(X_2 | X_1)$ وهي تقيس المساهمة الإضافية الناتجة عن ضم X_2 إلى النموذج علما أن X_1 موجود من حينه في النموذج.

وبالطبع فإن ترتيب المتغيرات X كفي، إذ يمكننا هنا الحصول أيضا على التفكيك:

$$SSR(X_1, X_2) = SSR(X_2) + SSR(X_1 | X_2) \quad (8.9)$$

ونبين في الشكل (٨-١) تمثيلين تخطيطيين لتفكيكي $SSR(X_1, X_2)$ في مثال شحوم الجسم. ويمثل المستطيل الكلي على اليسار SSTO ويقدم التفكيك (8.9).

والمركبة غير المظللة في هذا المستطيل هي $SSR(X_2)$ وتمثل المنطقة المظللة بقسميها $SSE(X_2)$. وهذه المنطقة الأخيرة هي بدورها مركبة من مجموع مربعات الإضائي $SSR(X_1 | X_2)$ ومجموع مربعات الخطأ $SSE(X_1, X_2)$ وهو مجموع مربعات الخطأ الناتج عند وجود X_1 و X_2 كليهما في النموذج. وبصورة مشابهة، يبين المستطيل على اليمين في الشكل (٨-١) التفكيك (8.8). ونلاحظ، في الحالتين، كيف يمكن النظر إلى مجموع المربعات الإضائي كتخفيض في مجموع مربعات الخطأ، أو كزيادة في مجموع مربعات الانحدار عند إضافة المتغير الثاني إلى نموذج الانحدار.

وعندما يتضمن نموذج الانحدار ثلاثة متغيرات X ، فيمكن الحصول على تفكيكات متنوعة لـ $SSR(X_1, X_2, X_3)$. ونوضح فيما يلي ثلاثاً منها:

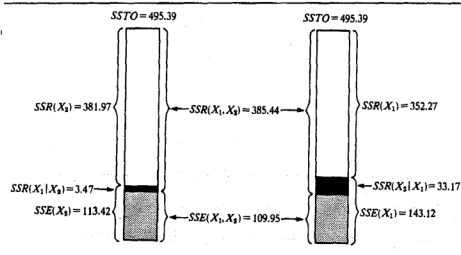
$$SSR(X_1, X_2, X_3) = SSR(X_1) + SSR(X_2 | X_1) + SSR(X_3 | X_1, X_2) \quad (8.10a)$$

$$SSR(X_1, X_2, X_3) = SSR(X_2) + SSR(X_3 | X_2) + SSR(X_1 | X_2, X_3) \quad (8.10b)$$

$$SSR(X_1, X_2, X_3) = SSR(X_1) + SSR(X_2, X_3 | X_1) \quad (8.10c)$$

ومن الواضح أن عدد التفكيكات الممكنة يصبح واسعاً عندما يزداد عدد المتغيرات X في النموذج.

شكل (٨ - ١) تمثيل تخطيطي لمجموع المربعات الإضافية - مثال لحموم الجسم



جدول تباين يتضمن تفكيك SSR

يمكن إقامة جداول التباين المتضمنة لتفكيكات مجموع مربعات الانحدار إلى مجاميع

مربعات إضافية. ويتضمن الجدول (٨-٣) جدول التحاين لتفكيك ممكن في حالة ثلاثة متغيرات مستقلة، ويتضمن الجدول (٨-٤) التفكيك نفسه لمثال شحوم الجسم.

جدول (٨-٣) مثال جدول تحاين مع تفكيك SSR في حالة ثلاثة متغيرات مستقلة.			
مصدر التغير	SS	df	MS
الانحدار	$SSR(X_1, X_2, X_3)$	3	$MSR(X_1, X_2, X_3)$
X_1	$SSR(X_1)$	1	$MSR(X_1)$
$X_2 X_1$	$SSR(X_2 X_1)$	1	$MSR(X_2 X_1)$
$X_3 X_1, X_2$	$SSR(X_3 X_1, X_2)$	1	$MSR(X_3 X_1, X_2)$
الخطأ	$SSE(X_1, X_2, X_3)$	$n - 4$	$MSE(X_1, X_2, X_3)$
المجموع	$SSTO$	$n - 1$	

جدول (٨-٤) جدول تحاين مع تفكيك SSR - مثال شحوم الجسم بثلاثة متغيرات مستقلة.

مصدر التغير	SS	df	MS
الانحدار	$SSR(X_1, X_2, X_3) = 396.98$	3	132.33
X_1	$SSR(X_1) = 352.27$	1	352.27
$X_2 X_1$	$SSR(X_2 X_1) = 33.17$	1	33.17
$X_3 X_1, X_2$	$SSR(X_3 X_1, X_2) = 11.54$	1	11.54
الخطأ	$SSE(X_1, X_2, X_3) = 98.41$	16	6.15
المجموع	$SSTO = 495.39$	19	

لاحظ أن كل مجموع مربعات إضافي ينطوي على متغير إضافي واحد قد اقترن بدرجة واحدة من الحرية، واقترنت مجاميع المربعات الإضافية المنطوية على متغيرين إضافيين مثل $SSR(X_2, X_3 | X_1)$ بدرجتين من الحرية. وينتج ذلك بسبب إمكانية التعبير عن مجموع مربعات كهذا كمجموع مجموعي مربعات إضافيين، يقترن كل منهما بدرجة واحدة من الحرية وعلى سبيل المثال، لدينا من تعريف مجاميع المربعات الإضافية:

$$SSR(X_2, X_3 | X_1) = SSR(X_2 | X_1) + SSR(X_3 | X_1, X_2) \quad (8.11)$$

ويقدم عدد من حزم الحاسب الخاصة بالانحدار تفكيكات لـ SSR إلى مجاميع مربعات إضافية كل منها بدرجة واحدة من الحرية، ويكون ذلك، عادة، بالترتيب نفسه الذي أدخلت فيه المتغيرات X إلى النموذج. وهكذا، إذا أدخلت المتغيرات المستقلة بالترتيب X_1, X_2, X_3 فإن مجاميع المربعات الإضافية المعطاة في المخرجات تكون:

$$\begin{aligned} SSR(X_1) \\ SSR(X_2 | X_1) \\ SSR(X_3 | X_1, X_2) \end{aligned}$$

وإذا رغبتنا بمجموع مربعات إضافي ينطوي على عدة متغيرات مستقلة. فيمكن الحصول عليه بجمع ما يناسب من مجاميع المربعات الإضافية بدرجة واحدة من الحرية. وعلى سبيل المثال، للحصول على $SSR(X_2 | X_1, X_3)$ في التوضيح السابق، يمكن استخدام (8.11) فنجمع، ببساطة، $SSR(X_2 | X_1)$ و $SSR(X_3 | X_1, X_2)$.

وإذا رغبتنا بمجموع المربعات الإضافي $SSR(X_1, X_3 | X_2)$ من حزمة حاسب تقدم مجاميع مربعات إضافية بدرجة واحدة من الحرية بالترتيب الذي أدخلت فيه المتغيرات X ، فسنحتاج إلى أن تكون المتغيرات المستقلة قد أدخلت بالترتيب X_2 ثم X_1 ثم X_3 أو X_2 ثم X_3 ثم X_1 . والترتيب الأول يعطي:

$$\begin{aligned} SSR(X_2) \\ SSR(X_1 | X_2) \\ SSR(X_3 | X_1, X_2) \end{aligned}$$

ومجموع مجموعي المربعات الإضافيين الأخيرين سيعطي $SSR(X_1, X_3 | X_2)$.

والسبب في أهمية مجاميع المربعات الإضافية هو أنها تظهر في اختبارات متنوعة حول معاملات الانحدار حيث تكون المسألة المعنية هي ما إذا كان يمكن شطب متغيرات مستقلة معينة من نموذج الانحدار. ونتحول فيما يلي إلى مثل هذا الاستخدام لمجاميع المربعات الإضافية.

استخدام مجاميع المربعات الإضافية في اختبار ما إذا كانت β_k بمفردها مساوية للصفر عندما نرغب في اختبار ما إذا كان يمكن شطب الحد $\beta_k X_k$ من نموذج انحدار متعدد، فالبداية التي نهمناها هي:

$$H_0: \beta_k = 0$$

$$H_0: \beta_k \neq 0$$

ونعلم سابقا أن إحصاءة الاختبار (7.46b)

$$t^* = \frac{b_k}{s\{b_k\}}$$

هي الإحصاءة المناسبة لهذا الاختبار.

وبصورة مكافئة، يمكن استخدام أسلوب الاختبار الخطي العام الموصوف في الفقرة (٣-٩). وسنبين الآن أن هذا الأسلوب ينطوي على مجاميع مربعات إضافية.

لنعتبر نموذج الانحدار من المرتبة الأولى بثلاثة متغيرات مستقلة:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (8.12)$$

فلاختبار البدائل:

$$\begin{aligned} H_0: \beta_k &= 0 \\ H_a: \beta_k &\neq 0 \end{aligned} \quad (8.13)$$

نقوم بتوفيق النموذج التام ونحصل على مجموع مربعات الخطأ $SSE(F)$. وسنقوم الآن بعرض ظاهر للمتغيرات في النموذج التام كما يلي:

$$SSE(F) = SSE(X_1, X_2, X_3)$$

ودرجات الحرية المرافقة لـ $SSE(F)$ هي $df_F = n - 4$ ؛ لتذكر أنه يوجد أربع معالم في دالة الانحدار في النموذج التام (8.12).

والنموذج المخفض عندما تكون H_0 في (8.13) صحيحة هو:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (8.14)$$

ونقوم الآن بتوفيق هذا النموذج المخفض فنجد:

$$SSE(R) = SSE(X_1, X_2)$$

وهناك $df_R = n - 3$ درجة حرية تتوافق مع هذا النموذج المخفض.

وإحصاءة الاختبار الخطي العام (3.69):

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{df_R - df_F} \div \frac{SSE(F)}{df_F}$$

تصبح هنا:

$$F^* = \frac{SSE(X_1, X_2) - SSE(X_1, X_2, X_3)}{(n-3) - (n-4)} \div \frac{SSE(X_1, X_2, X_3)}{n-4}$$

لاحظ أن الفرق بين مجموعي مربعات الخطأ في البسط هو مجموع المربعات الإضافي

(8.3a):

$$SSE(X_1, X_2) - SSE(X_1, X_2, X_3) = SSR(X_3 | X_1, X_2)$$

وبالتالي تكون إحصاءة الاختبار الخطي العام هنا كما يلي:

$$F^* = \frac{SSR(X_3 | X_1, X_2)}{1} \div \frac{SSE(X_1, X_2, X_3)}{n-4} = \frac{MSR(X_3 | X_1, X_2)}{MSE(X_1, X_2, X_3)} \quad (8.15)$$

وهكذا نرى أن اختبار ما إذا كانت $\beta_3 = 0$ أم لا هو اختبار هامشي، علما أن X_1 و X_2 كانا من حينهما في النموذج. ونلاحظ أيضا أن لمجموع المربعات الإضافي $SSR(X_3 | X_1, X_2)$ درجة واحدة من الحرية تترافق معه، تماما كما أشرنا من قبل.

وتبين إحصاءة الاختبار (8.15) أننا لا نحتاج هنا إلى توفيق كل من النموذجين التام والمخفض، كي نستخدم الاختبار الخطي العام. ويمكن أن تقدم تشغيل واحدة للحاسب توفيقا للنموذج التام ومجموع المربعات الإضافي المناسب.

مثال. في مثال شحوم الجسم مع المتغيرات المستقلة الثلاثة في الجدول (٨-١) جميعها، نرغب في اختبار ما إذا كان يمكن شطب محيط منتصف الذراع (X_3) من النموذج. وبدائل الاختبار هي تلك المذكورة في (8.13) ويتضمن الجدول (٨-٤) نتائج التحاين من توفيق بالحاسب للنموذج التام (8.12)، متضمنة مجاميع المربعات الإضافية عند إدخال المتغيرات المستقلة بالترتيب X_1 ثم X_2 ثم X_3 ، وبالتالي تكون إحصاءة الاختبار (8.15) هنا:

$$F^* = \frac{SSR(X_3 | X_1, X_2)}{1} \div \frac{SSE(X_1, X_2, X_3)}{n-4} = \frac{11.45}{1} \div \frac{98.41}{16} = 1.88$$

ومن أجل $\alpha = 0.01$ ، نحتاج إلى $F(99; 1, 16) = 8.53$ وبما أن $1.88 \leq 8.53$ نستنتج H_0 ، أي أنه يمكن شطب X_3 من نموذج الانحدار الذي تضمن من حينه X_1 و X_2 . ونلاحظ من الجدول (٨-٢) أن t^* إحصاءة الاختبار هي هنا:

$$t^* = \frac{b_3}{s\{b_3\}} = \frac{-2.186}{1.596} = -1.37$$

وبما أن $1.88 = F^* = (-1.37)^2 = (t^*)^2$ ، نرى أن إحصاءتي الاختبار متكافئتان، وذلك كما في حالة الانحدار الخطي البسيط تماما.

ملاحظة

تدعى إحصاء الاختبار F^* في (8.15) لاختبار ما إذا كانت $\beta_3 = 0$ أم لا؛ إحصاء الاختبار F الجزئي لتمييزها عن الإحصاء F^* في (7.34b) لاختبار ما إذا كانت جميع المعالم β_k مساوية للصفر، أي لاختبار ما إذا كانت توجد علاقة انحدار بين Y وبمجموعة المتغيرات المستقلة. وهذا الاختبار الأخير يدعى اختبار F الإجمالي.

استخدام مجاميع المربعات الإضافية لاختبار ما إذا كانت عدّة معالم β_k مساوية للصفر كثيراً ما نهتم في الانحدار المتعدد بما إذا كان يمكن شطب عدّة حدود في نموذج الانحدار. وعلى سبيل المثال، قد نرغب في معرفة ما إذا كان يمكن شطب $\beta_2 X_2$ و $\beta_3 X_3$ من النموذج التام (8.12) والبدائل هنا هي:

$$H_0: \beta_2 = \beta_3 = 0 \quad (8.16)$$

ليس كل من β_2 و β_3 مساويين للصفر: H_a

ووفقاً لأسلوب الاختبار الخطي العام، يكون النموذج المخفض تحت الفرضية H_0

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \varepsilon_i \quad (8.17)$$

وبمجموع مربعات الخطأ للنموذج المخفض هو:

$$SSE(R) = SSE(X_1)$$

ويتوافق مع مجموع مربعات الخطأ هذا $n - 2$ درجة من الحرية.

وهكذا تصبح إحصاء الاختبار (3.69) هنا:

$$F^* = \frac{SSE(X_1) - SSE(X_1, X_2, X_3)}{(n-2) - (n-4)} \div \frac{SSE(X_1, X_2, X_3)}{n-4}$$

ومرة ثانية نجد أن الفرق بين مجموعي مربعات الخطأ في البسط هو مجموع مربعات إضافي، ونعني:

$$SSE(X_1) - SSE(X_1, X_2, X_3) = SSR(X_2, X_3 | X_1)$$

وبالتالي، تصبح إحصاء الاختبار:

$$F^* = \frac{SSR(X_2, X_3 | X_1)}{2} \div \frac{SSE(X_1, X_2, X_3)}{n-4} = \frac{MSR(X_2, X_3 | X_1)}{MSE(X_1, X_2, X_3)} \quad (8.18)$$

ونلاحظ أنه يتوافق مع $SSR(X_2, X_3 | X_1)$ درجتان من الحرية، وذلك كما أشرنا سابقاً.

مثال. في مثال شحوم الجسم بثلاثة متغيرات مستقلة، نرغب في اختبار ما إذا كان يمكن شطب كل من محيط الفخذ (X_2) ومحيط منتصف الذراع (X_3) من نموذج الانحدار التام (8.12). والبدائل هي تلك المذكورة في (8.16). ويمكن الحصول على

بجميع المربعات المناسبة من الجدول (٨-٤)، مستخدمين (8.11):

$$SSR(X_2, X_3 | X_1) = SSR(X_2 | X_1) + SSR(X_3 | X_1, X_2) \\ = 33.17 + 11.54 = 44.71$$

وبالتالي تكون إحصاء الاختبار (8.18):

$$F^* = \frac{SSR(X_2, X_3 | X_1)}{2} \div MSE(X_1, X_2, X_3) = \frac{44.71}{2} \div 6.15 = 3.63$$

ومن أجل $\alpha = 0.01$ نحتاج إلى $F(99; 2, 16) = 6.23$. وبما أن $3.63 \leq 6.32$ ،

فنستنتج H_0 ، أي أنه يمكن شطب X_2 و X_3 من نموذج الانحدار الذي تضمن من حينه X_1 .

ملاحظة

لاختبار ما إذا كانت β_k مفردة مساوية للصفر تتوافر لنا إحصاءات اختبار متكافئتان: إحصاء الاختبار F^* في (7.46b) و F^* إحصاء الاختبار الخطّي العام في (3.69). وعند اختبار ما إذا كانت عدة معالم β_k مساوية للصفر لا يتوافر لنا إلا إحصاء الاختبار الخطّي العام F^* .

(٨-٢) اختبار فرضيات تتعلق بمعاملات الانحدار في المحدار متعدد

ناقشنا سابقاً كيفية القيام بعدة أنواع من الاختبارات المتعلقة بمعاملات الانحدار في نموذج انحدار متعدد. ولتمام المناقشة نلخص هذه الاختبارات هنا ثم نتابع دراسة أنواع إضافية من الاختبارات.

اختبار ما إذا كانت جميع المعاملات β_k مساوية للصفر

هذا هو اختبار F الإجمالي (7.34) ما إذا كانت توجد علاقة انحدار أم لا بين

المتغير التابع Y ومجموعة المتغيرات المستقلة. والبدائل هي:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{p-1} = 0 \quad (8.19)$$

H_k : ليست جميع المعاملات β_k ($k = 1, \dots, p-1$) مساوية للصفر

وإحصاء الاختبار هي:

$$F^* = \frac{SSR(X_1, \dots, X_{p-1})}{p-1} + \frac{SSE(X_1, \dots, X_{p-1})}{n-p} = \frac{MSR}{MSE}$$

وإذا كانت H_0 صحيحة فإن $F^* \sim F(p-1, n-p)$ وتؤدي القيم الكبيرة لـ F^* إلى استنتاج H_a .

اختبار ما إذا كانت معلمة بمفردها β_k مساوية للصفر

هذا هو اختبار F الجزئي لما إذا كانت معلمة الانحدار β_k بالذات مساوية

للصفر. والبدائل هي:

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_k &= 0 \\ H_a : \beta_k &\neq 0 \end{aligned} \quad (8.21)$$

وإحصاء الاختبار هي:

$$\begin{aligned} F^* &= \frac{SSR(X_k | X_1, \dots, X_{k-1}, X_{k+1}, \dots, X_{p-1})}{1} + \frac{SSE(X_1, \dots, X_{p-1})}{n-p} \\ &= \frac{MSR(X_k | X_1, \dots, X_{k-1}, X_{k+1}, \dots, X_{p-1})}{MSE} \end{aligned} \quad (8.22)$$

وإذا كانت H_0 صحيحة فإن $F^* \sim F(1, n-p)$. وتقود القيم الكبيرة لـ F^* إلى استنتاج H_a . وتسمح لنا حزم الحاسب التي تقدم بمجاميع المربعات الإضافية باستخدام هذا الاختبار دون الإضرار إلى توفيق النموذج المخفض.

وإحصاء الاختبار المكافئة ، كما رأينا ، هي (7.46b) :

$$t^* = \frac{b_k}{s\{b_k\}} \quad (8.23)$$

وإذا كانت H_0 صحيحة فإن $t^* \sim t(n-p)$. وتقود القيم الكبيرة لـ $|t^*|$ إلى استنتاج H_a . وبما أن الاختبارين متكافئان ، فالاختبار يتم عادة وفقا للمعلومات المتوفرة التي تقدمها مطبوعة مخرجات حزمة الحاسب.

اختبار ما إذا كانت بعض المعامل β_k مساوية للصفر

وهذا اختبار جزئي آخر. والبدائل هي:

$$H_0 : \beta_q = \beta_{q+1} = \dots = \beta_{p-1} = 0 \quad (8.24)$$

ليست جميع β_k المذكورة في H_0 مساوية للصفر: H_0
ولاعتبارات السهولة، نرتب النموذج بحيث تكون المعاملات الـ $p - q$ الأخيرة هي تلك
التي نريد اختبارها. وإحصاء الاختبار هي:

$$F^* = \frac{SSR(X_q, \dots, X_{p-1} | X_1, \dots, X_{q-1})}{p - q} \div \frac{SSE(X_1, \dots, X_{p-1})}{n - p} \quad (8.25)$$

$$= \frac{MSR(X_q, \dots, X_{p-1} | X_1, \dots, X_{q-1})}{MSE}$$

وإذا كانت H_0 صحيحة فإن $F(P - q, n - P) \sim F^*$. وتؤدي القيم الكبيرة لـ F^* إلى
استنتاج H_a .

ونلاحظ أن إحصاء الاختبار (8.25) تحيط بالحالتين السابقتين. فإذا كان $q = 1$ ،
فإن الاختبار هو ما إذا كانت جميع معاملات الانحدار مساوية للصفر. وإذا كان
 $q = P - 1$ فإن الاختبار هو ما إذا كانت معلمة انحدار بمفردها مساوية للصفر.
ونلاحظ أيضاً أنه يمكن حساب إحصاء الاختبار (8.25) دون الاضطرار إلى توفير
النموذج المخفض إذا كان برنامج الحاسب يقدم ما نحتاجه من مجاميع المربعات الإضافية.

$$SSR(X_q, \dots, X_{p-1} | X_1, \dots, X_{q-1}) = SSR(X_q | X_1, \dots, X_{q-1}) \quad (8.26)$$

$$+ \dots + SSR(X_{p-1} | X_1, \dots, X_{p-2})$$

اختبارات أخرى

عندما نرغب في اختبارات حول معاملات الانحدار لانتطوي على اختبار ما إذا
كانت معلمة أو عدة معالم تساوي الصفر، فلا يمكن استخدام مجاميع المربعات
الإضافية. ويتطلب الاختبار الخطّي العام توفيرين منفصلين للنموذجين التام والمخفض
وعلى سبيل المثال، في نموذج تام يتضمن ثلاثة متغيرات X :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (8.27)$$

قد نرغب في اختبار:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2$$

$$H_a: \beta_1 \neq \beta_2 \quad (8.28)$$

والطريقة هي أن نقوم بتوفير النموذج التام (8.27) ثم النموذج المخفض:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1(X_{i1} + X_{i2}) + \beta_3X_{i3} + \varepsilon_i \quad (8.29)$$

حيث ترمز β_0 للمعامل المشترك لـ β_1 و β_2 تحت H_0 ومتغير X جديد يقابله هو $X_{i1} + X_{i2}$. وعندئذ نستخدم إحصاء الاختبار العامة F^* كما وردت في (3.69) بدرجة واحدة و $n - 4$ درجة من الحرية.

وكمثال آخر، لا يمكن فيه استخدام مجاميع المربعات الإضافية، نذكر الاختبار التالي في نموذج الانحدار (8.27):

$$H_0: \beta_1 = 3, \beta_3 = 5 \quad (8.30)$$

ليست المعادلتان المذكورتان في H_0 صحيحتين معا:

وسيكون النموذج المخفض هنا:

$$Y_i - 3X_{i1} - 5X_{i3} = \beta_0 + \beta_2X_{i2} + \varepsilon_i \quad (8.31)$$

لاحظ أن المتغير التابع الجديد في النموذج المخفض هو $Y - 3X_1 - 5X_3$ باعتبار X_1 β_1 و β_3 ثوابت معروفة تحت H_0 . ونستخدم عندئذ إحصاء الاختبار الخطي العام F^* في (3.69) بدرجتين و $n - 4$ درجة من الحرية.

(٨-٣) معاملات التحديد الجزئية

لنفيدنا مجاميع المربعات الإضافية فقط في اختبارات حول معاملات الانحدار في نموذج انحدار متعدد، ولكنها تواجهنا أيضا في مقاييس تدعى معاملات التحديد الجزئية، وهي مقاييس لدرجة تواجد صلة أو علاقة. وكما نذكر، فإن معامل التحديد المتعدد R^2 يقيس التخفيض النسبي في تغير Y الذي حققه إدخال مجموعة المتغيرات X المعنية بكاملها في النموذج. وفي المقابل، فإن معامل التحديد الجزئي يقيس المساهمة الهامشية لمتغير واحد من المتغيرات X ، عندما كانت جميع المتغيرات الأخرى مشمولة من حينها في النموذج.

متغيران مستقلان

لنعتبر نموذج انحدار متعدد من المرتبة الأولى بمتغيرين مستقلين، كما أعطي في (7.1).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i$$

فيقيس $SSE(X_2)$ التغير في Y عندما يكون X_2 مشمولاً في النموذج بمفرده. و يقيس $SSE(X_1, X_2)$ التغير في Y عندما يكون X_1 و X_2 مشمولين في النموذج. وبالتالي فإن التخفيض الهامشي النسبي في تغير Y المترافق مع X_1 عندما كان X_2 من حينه في النموذج هو:

$$\frac{SSE(X_2) - SSE(X_1, X_2)}{SSE(X_2)} = \frac{SSR(X_1 | X_2)}{SSE(X_2)}$$

وهذا القياس هو معامل التحديد الجزئي بين Y و X_1 علماً أن X_2 في النموذج. ونرمز لهذا القياس بـ $r_{Y1.2}^2$:

$$r_{Y1.2}^2 = \frac{SSE(X_2) - SSE(X_1, X_2)}{SSE(X_2)} = \frac{SSR(X_1 | X_2)}{SSE(X_2)} \quad (8.32)$$

وهكذا يقيس $r_{Y1.2}^2$ التخفيض النسبي في تغير Y المتبقي بعد أن كان X_2 في النموذج والذي يتم اكتسابه بضم X_1 أيضاً إلى النموذج.

ونعرف معامل التحديد الجزئي بين Y و X_2 ، علماً أن X_1 موجود في النموذج، كما يلي:

$$r_{Y2.1}^2 = \frac{SSR(X_2 | X_1)}{SSE(X_1)} \quad (8.33)$$

حالة عامة

ويمكن التعميم مباشرة إلى معاملات تحديد جزئي لثلاثة متغيرات مستقلة في النموذج أو أكثر. وعلى سبيل المثال:

$$r_{Y1.23}^2 = \frac{SSR(X_1 | X_2, X_3)}{SSE(X_2, X_3)} \quad (8.34)$$

$$r_{Y2.13}^2 = \frac{SSR(X_2 | X_1, X_3)}{SSE(X_1, X_3)} \quad (8.35)$$

$$r_{Y3.12}^2 = \frac{SSR(X_3 | X_1, X_2)}{SSE(X_1, X_2)} \quad (8.36)$$

$$r_{Y4.123}^2 = \frac{SSR(X_4 | X_1, X_2, X_3)}{SSE(X_1, X_2, X_3)} \quad (8.37)$$

في أدلة r^2 لاحظ أن ما يدخل منها على يسار النقطة يبين على التوالي المتغير المعتر كاستجابة، والمتغير الذي أضيف. وما يدخل منها على يمين النقطة يبين المتغيرات X التي كانت موجودة من حينها في النموذج.

مثال

في مثال شحوم الجسم، يمكن الحصول على تشكيلة من معاملات التحديد الجزئي. وفيما يلي ثلاثة منها (جدول ٨-٢ و ٨-٤):

$$r_{Y2.1}^2 = \frac{SSR(X_2 | X_1)}{SSE(X_1)} = \frac{33.17}{143.12} = 0.232$$

$$r_{Y3.12}^2 = \frac{SSR(X_3 | X_1, X_2)}{SSE(X_1, X_2)} = \frac{11.54}{109.95} = 0.105$$

$$r_{Y1.2}^2 = \frac{SSR(X_1 | X_2)}{SSE(X_2)} = \frac{3.47}{113.42} = 0.031$$

وهكذا فإن $SSE(X_1)$ قد انخفض، بنسبة 23.2 بالمائة عند إضافة X_2 إلى نموذج الانحدار المتضمن لـ X_1 . وبمجموع مربعات الخطأ للنموذج المتضمن لـ X_1 و X_2 قد انخفض أيضا بنسبة 10.5 في المائة فقط عند إضافة X_3 إلى النموذج. وأخيرا، إذا كان نموذج الانحدار قد تضمن من حينه X_2 فإن إضافة X_1 فقط ستخفض $SSE(X_2)$ بنسبة 3.1 بالمائة.

تعليقات

١- يمكن أن تتخذ معاملات التحديد الجزئي قيما بين 0 و 1 كما يشير التعريف

مباشرة.

٢- يمكن تفسير معامل تحديد جزئي كمعامل تحديد بسيط. فلنعتبر نموذج انحدار متعدد، متغيرين مستقلين. ولنفرض أننا حدونا Y على X_2 وحصلنا على الرواسب:

$$Y_i - \hat{Y}_i(X_2)$$

حيث ترمز $\hat{Y}_i(X_2)$ للقيم التوقيفية لـ Y عندما يكون X_2 في النموذج. ولنفترض أننا حددنا أيضا X_1 على X_2 وحصلنا على الرواسب:

$$X_{1i} - \hat{X}_{1i}(X_2)$$

حيث ترمز $\hat{X}_{1i}(X_2)$ للقيم التوقيفية لـ X_1 في انحدار X_1 على X_2 . فمعامل التحديد البسيط r^2 بين هاتين المجموعتين من الرواسب يساوي معامل التحديد الجزئي $r_{Y1.2}^2$. وهكذا يقيس هذا المعامل العلاقة بين Y و X_1 عند تعديل هذين المتغيرين كليهما من أجل علاقاتهما الخطية بـ X_2 .

معاملات الارتباط الجزئي

يدعى الجذر التربيعي لمعامل التحديد الجزئي بمعامل الارتباط الجزئي. ويُعطى نفس إشارة معامل الانحدار المقابل في دالة الانحدار التوقيفية، وكثيرا ما نستخدم معاملات الارتباط الجزئي في التطبيقات العملية، مع أنها لا تمتلك معنى واضحا كوضوح معاملات التحديد الجزئية.

ولدينا في مثال شحوم الجسم:

$$r_{Y2.1} = \sqrt{0.232} = 0.482$$

$$r_{Y3.12} = -\sqrt{0.105} = -0.324$$

$$r_{Y1.2} = \sqrt{0.031} = 0.176$$

لاحظ أن المعاملين $r_{Y1.2}$ و $r_{Y2.1}$ موجبان لأن $b_2 = 0.6594$ و $b_1 = 0.2224$ كما نرى من الجدول (٢-٨) ج وبصورة مماثلة، $r_{Y3.12}$ سالب لأن $b_3 = -2.186$ كما نرى من الجدول (٢-٨) د.

وكثيرا ما نستخدم معاملات الارتباط الجزئي في روتينيات الحاسب بغية إيجاد المتغير المستقل الأفضل الذي سنختاره في الخطوة التالية لضمه إلى نموذج الانحدار، وسنناقش مثل هذا الاستخدام في الفصل الثاني عشر.

ملاحظة

يمكن التعبير عن معاملات التحديد الجزئي بدلالة معاملات الارتباط البسيطة أو

معاملات الارتباط الجزئي الأخرى. فمثلا:

$$r_{2,1}^2 = \frac{(r_{22} - r_{12}r_{11})^2}{(1 - r_{12}^2)(1 - r_{11}^2)} \quad (8.38)$$

$$r_{2,13}^2 = \frac{(r_{22} - r_{12}r_{11})^2}{(1 - r_{12}^2)(1 - r_{13}^2)} \quad (8.39)$$

حيث يرمز r_{11} لمعامل الارتباط البسيط بين Y و X_1 ويرمز r_{12} لمعامل الارتباط البسيط بين X_1 و X_2 وهكذا. والتعميمات مباشرة ولا صعوبة فيها.

(٨-٤) نموذج الانحدار متعدد معياري

يُستخدم الشكل المعياري لنموذج الانحدار المتعدد العام (7.7) للتحكم بأخطاء تدوير الأرقام العشرية في حسابات المربعات الدنيا، ولكي تتمكن من القيام بمقارنات بين معاملات الانحدار المقدرة بوحدات قياس مشتركة.

أخطاء تدوير الأرقام العشرية في حسابات المربعات الدنيا

يمكن أن تكون نتائج المربعات الدنيا حساسة لتدوير أرقام عشرية في البيانات وذلك في مراحل متوسطة من الحسابات، وعندما يكون عدد المتغيرات المستقلة صغيرا - لنقل ثلاثة أو أقل - يمكن التحكم بتأثيرات التدوير عن طريق حُلّ عدد كاف من الأرقام العشرية في المراحل المتوسطة من الحسابات. وفي الحقيقة، تستخدم معظم برامج الانحدار الحاسوبية دقة حسابية مضاعفة (مثلا، استخدام 16 رقما عشريا بدلا من 8 أرقام عشرية) في جميع الحسابات كي تتحكم في تأثيرات التدوير. ومع عدد كبير من المتغيرات لا تزال هناك إمكانية لظهور تأثيرات جدية للتدوير بالرغم من استخدام العديد من الأرقام العشرية في المراحل المتوسطة من الحسابات.

ونميل أخطاء التدوير إلى الدخول في حسابات المربعات الدنيا عند حساب معكوس $X'X$ في المقام الأول. وبالطبع يمكن أن تتضخم أية أخطاء في $(X'X)^{-1}$ عند حساب b وإحصاءات لاحقة أخرى. وتكون خطورة أخطاء تدوير جدية في $(X'X)^{-1}$ خطورة عظيمة، على وجه الخصوص، عندما: (١) يكون لـ $X'X$ عددا قريبا من

الصفر و/أو (٢) اختلاف شديد في مقادير عناصر $X'X$. ويسرّز الشرط الأول عندما تكون جميع المتغيرات المستقلة أو بعضها مرتبطة فيما بينها. وسنناقش هذه الحالة في الفقرة (٨-٥).

ويسرّز الشرط الثاني عندما يكون للمتغيرات مقادير مختلفة اختلافا شديدا بحيث تغطي عناصر المصفوفة $X'X$ مدى واسعا من الأعداد، مثلا من 15 إلى 49,000,000. والحل في مثل هذا الشرط هو تحويل المتغيرات وبالتالي إعادة صياغة معالم نموذج الانحدار. والتحويل الذي سنتبناه يدعى تحويل الارتباط. وهو يجعل جميع المقادير في المصفوفة $X'X$ محسوبة بدلالة المتغيرات الجديدة، واقعة بين -1 و +1، بما فيه الطرفان، وهكذا تصبح حسابات معكوس المصفوفة من حيث خضوعها لأخطاء التدوير العائدة إلى مفارقات كبيرة في المقادير أقل بكثير مما كانت عليه في المتغيرات الأصلية. وكثير من حزم الحاسب الخاصة بالانحدار تستخدم بصورة آلية هذا التحويل للحصول على نتائج الانحدار الأساسية ثم تعيد تحويل هذه النتائج بدلالة المتغيرات الأصلية.

نقص قابلية المقارنة في معاملات الانحدار

والصعوبة الثانية في نموذج الانحدار المتعدد غير المعيساري (7.7) هو أن معاملات الانحدار غير قابلة، في المعتاد، للمقارنة، بسبب الفروق في وحدات القياس المستخدمة. ونذكر مثالين:

١- عند اعتبار دالة الاستجابة التوفيقية:

$$\hat{Y} = 200 + 20,000X_1 + 0.2X_2$$

قد يميل المرء لاستنتاج أن المتغير المستقل المهم الوحيد هو X_1 وأن X_2 تأثيرا طفيفا على المتغير التابع Y . وقليل من التأمل ينبغي أن يجعل المرء حذرا من هذه النتيجة. ذلك لأننا لا نعلم الوحدات التي نقيس بها. فلنفرض أن الوحدات هي:

Y بالدولار.

X_1 بآلاف الدولارات.

X_2 بالسنتات.

ففي هذه الحالة سيكون تأثير زيادة قدرها 1000 \$ في X_1 على متغير الاستجابة مع بقاء X_2 ثابتاً، هو بالضبط نفس تأثير زيادة قدرها 1000 \$ في X_2 مع بقاء X_1 ثابتاً، وذلك بالرغم من الفرق في معاملات الانحدار.

٢- في مثال شركة زارثان في الجدول (٧-٢) لا يمكن القيام بأية مقارنة بين b_1 و b_2 لأن b_1 تقاس بوحدة هي كروز لكل 1000 شخص، بينما تقاس b_2 بوحدة هي كروز لكل دولار من الدخل الفردي المصروح به.

تحويل الارتباط

يساعد استخدام تحويل الارتباط في التحكم بأخطاء التدوير ويجعل وحدات معاملات الانحدار قابلة للمقارنة. وسنصنف أولاً تحويل الارتباط ثم نموذج الانحدار المعياري الناتج.

وتحويل الارتباط هو تعديل بسيط للمعايرة المعتادة لمتغير. إذ تنطوي معايرة متغير، كما في (1.34)، على أخذ الفرق بين كل مشاهدة ومتوسط جميع المشاهدات. ثم التعبير عن هذه الفروق بوحدة قياس هي الانحراف المعياري للمشاهدات. وهكذا تكون المعايير المعتادة للمتغير التابع Y ، والمتغيرات المستقلة X_1, \dots, X_{p-1} كما يلي:

$$\frac{Y_i - \bar{Y}}{s_Y} \quad (8.40a)$$

$$\frac{X_{ik} - \bar{X}_k}{s_k} \quad (k = 1, \dots, p-1) \quad (8.40b)$$

حيث \bar{Y} و \bar{X}_k هما متوسطا Y و X_k على الترتيب، و s_Y و s_k هما، على الترتيب، الانحرافان المعياريان المعروفان كما يلي:

$$s_Y = \sqrt{\frac{\sum_i (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1}} \quad (8.40c)$$

$$s_k = \sqrt{\frac{\sum_i (X_{ik} - \bar{X}_k)^2}{n-1}} \quad (k = 1, \dots, p-1) \quad (8.40d)$$

ويستخدم تحويل الارتباط الدالة التالية في المتغيرات المعيارية في (8.40):

$$Y'_i = \frac{1}{\sqrt{n-1}} \left(\frac{Y_i - \bar{Y}}{s_Y} \right) \quad (8.41a)$$

$$X'_{ik} = \frac{1}{\sqrt{n-1}} \left(\frac{X_{ik} - \bar{X}_k}{s_k} \right) \quad (k = 1, \dots, p-1) \quad (8.41b)$$

نموذج الانحدار المعياري

يدعى نموذج الانحدار في المتغيرات Y' و X'_k كما عرفناها في تحويل الارتباط في (8.41)، نموذج الانحدار المعياري، وهو كما يلي:

$$Y'_i = \beta'_0 X'_{i1} + \dots + \beta'_{p-1} X'_{i,p-1} + \epsilon'_i \quad (8.42)$$

وسبب عدم وجود معلمة الجزء المقطوع في نموذج الانحدار المعياري (8.42) هو أن حسابات المربعات الدنيا ستقود دائما إلى حد للجزء المقطوع يساوي الصفر، هذا إذا وضعنا معلمة جزء مقطوع في النموذج.

ومن السهل تبيان أن العلاقات بين المعالم الجديدة $\beta'_0, \dots, \beta'_{p-1}$ والمعالم الأصلية $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}$ في نموذج الانحدار المتعدد المعتاد (7.7) هي كما يلي:

$$\beta_k = \left(\frac{s_Y}{s_k} \right) \beta'_k \quad (k = 1, \dots, p-1) \quad (8.43a)$$

$$\beta_0 = \bar{Y} - \beta_1 \bar{X}_1 - \dots - \beta_{p-1} \bar{X}_{p-1} \quad (8.43b)$$

وهكذا فإن معاملات الانحدار الجديدة β'_k ومعاملات الانحدار الأصلية β_k ($k = 1, \dots, p-1$) تتعلق ببعضها من خلال عوامل سلمية بسيطة تنطوي على نسب انحرافات معيارية.

المصفوفة $X'X$ بدلالة المتغيرات بعد التحويل

كفي نكون قادرين على دراسة الطبيعة الخاصة للمصفوفة $X'X$ والمعادلات الناعلمية للمربعات الدنيا بعد تحويل المتغيرات وفقا لتحويل الارتباط، سنحتاج إلى تعريف مصفوفتين تتضمنان معاملات ارتباط بسيط. وتدعى المصفوفة الأولى، ونرمز لها بـ X_{XX} مصفوفة الارتباط للمتغيرات X وعناصرها معاملات الارتباط البسيط بين كافة الأزواج من المتغيرات X وتُعرف هذه المصفوفة كما يلي:

$$r_{XX} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1,p-1} \\ r_{21} & r_{11} & \dots & r_{2,p-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p-1,1} & r_{p-1,2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (8.44)$$

ويرمز r_{12} هنا، لمعامل الارتباط البسيط بين X_1 و X_2 ويرمز r_{13} لمعامل الارتباط البسيط بين X_1 و X_3 ، وهكذا. لاحظ أن القطر الرئيس يتألف من الأعداد 1 لأن معامل الارتباط البسيط بين المتغير ونفسه هو الواحد. ومصفوفة الارتباط r_{XX} متناظرة. نتذكر أن $r_{kx} = r_{xk}$ وبسبب تناظر هذه المصفوفة ستحذف مخرجات الحاسب، الغالب، القطاع المثلث الأدنى أو الأعلى من العناصر.

والمصفوفة الثانية، التي س نرمز لها بـ r_{YX} هي متجه يتضمن معاملات الارتباط البسيط بين المتغير التابع Y وكل من المتغيرات X ، ونرمز لها بـ r_{Y1} ، r_{Y2} الخ:

$$r_{YX} = \begin{bmatrix} r_{Y1} \\ r_{Y2} \\ \vdots \\ r_{Y,p-1} \end{bmatrix} \quad (8.45)$$

ونحن جاهزون الآن لاعتبار المصفوفة $X'X$ للمتغيرات بعد التحويل في نموذج

الانحدار المعياري (8.42) والمصفوفة X هنا هي:

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1,p-1} \\ X_{21} & \dots & X_{2,p-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & \dots & X_{n,p-1} \end{bmatrix} \quad (8.46)$$

لنتذكر أن نموذج الانحدار المعياري (8.42) لا يتضمن حد الجزء المقطوع وبالتالي لا يوجد عمود من الأعداد 1 في المصفوفة X . ويمكن تبين أن المصفوفة X'

II- الانحدار المتعدد-

للمتغيرات بعد التحويل هي ببساطة مصفوفة الارتباط للمتغيرات X المعرفة في (4)

$$\mathbf{X}'\mathbf{X} = \mathbf{r}_{xx} \quad (8.47)$$

$(p-1) \times (p-1)$

وبما أن المصفوفة $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ للمتغيرات بعد التحويل تتألف من معاملات الارتباط للمتغيرات X ، فجميع عناصرها تقع بين -1 و +1 وتكون، هكذا، من الدرجة ن في الكبر. وكما أشرنا سابقا، فإن هذا يمكن أن يشكل عونا عظيما في السيطرة أخطاء التدوير عند عكس المصفوفة $\mathbf{X}'\mathbf{X}$.

ملاحظة

نوضح كون المصفوفة $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ للمتغيرات الجديدة هي مصفوفة الارتباط نفسها للمة X بحسابنا لعنصرين من المصفوفة:

١- ففي الزاوية اليسرى العليا من $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ لدينا:

$$\sum (X'_{11})^2 = \sum \left(\frac{X_{11} - \bar{X}_1}{\sqrt{n-1} s_1} \right)^2 = \frac{\sum (X_{11} - \bar{X}_1)^2}{n-1} + s_1^2 = 1$$

٢- وفي السطر الأول والعמוד الثاني من $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ ، لدينا:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n X'_{i2} &= \sum \left(\frac{X_{i1} - \bar{X}_1}{\sqrt{n-1} s_1} \right) \left(\frac{X_{i2} - \bar{X}_2}{\sqrt{n-1} s_2} \right) \\ &= \frac{1}{n-1} \frac{\sum (X_{i1} - \bar{X}_1)(X_{i2} - \bar{X}_2)}{s_1 s_2} = \frac{\sum (X_{i1} - \bar{X}_1)(X_{i2} - \bar{X}_2)}{\left[\sum (X_{i1} - \bar{X}_1)^2 \sum (X_{i2} - \bar{X}_2)^2 \right]^{1/2}} \end{aligned}$$

ولكن هذا يساوي r_{12} ، معامل الارتباط بين X_1 و X_2 وفقا لـ (3.75).

معاملات الانحدار المعيارية المقدرة

معادلات المربعات الدنيا النظامية (7.20) لنموذج الانحدار المتعدد العادي ه

$$\mathbf{X}'\mathbf{X} \mathbf{b} = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

ويمكن التعبير عن مقدرات المربعات الدنيا (7.21):

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

ببساطة أكثر بالنسبة للمتغيرات بعد التحويل. من السهل تبين أن $\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ تصبح أجل المتغيرات بعد التحويل:

$$\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \mathbf{r}_{YX} \quad (8.48)$$

$(p-1) \times 1$

حيث \mathbf{r}_{YX} معرفة في (8.45) كمتجه معاملات الارتباط البسيط بين Y وكل من المتغيرات X . ومن (8.47) و (8.48) نجد الآن أن معادلات المربعات الدنيا الناعمة ومقدرات معاملات الانحدار لنموذج الانحدار المعياري (8.42) هي كما يلي:

$$\mathbf{r}_{XX}\mathbf{b} = \mathbf{r}_{YX} \quad (8.49a)$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{r}_{XX}^{-1} \mathbf{r}_{YX} \quad (8.49b)$$

حيث:

$$\mathbf{b}_{(p-1) \times 1} = \begin{bmatrix} b'_1 \\ b'_2 \\ \vdots \\ b'_{p-1} \end{bmatrix} \quad (8.49c)$$

وفي الغالب تدعى معاملات الارتباط b'_1, \dots, b'_{p-1} معاملات الانحدار المعيارية.

ونقوم بالعودة إلى معاملات الانحدار المقدرة لنموذج الانحدار (7.7) في المتغيرات الأصلية باستخدام العلاقات:

$$b_k = \left(\frac{s_y}{s_k} \right) b'_k \quad (k = 1, \dots, p-1) \quad (8.50a)$$

$$b_0 = \bar{Y} - b_1 \bar{X}_1 - \dots - b_{p-1} \bar{X}_{p-1} \quad (8.50b)$$

ملاحظة

عندما يكون عدد المتغيرات X في نموذج الانحدار $p-1 = 2$ يمكننا أن نرى بسهولة الصيغة الجبرية لمعاملات الانحدار المعيارية، ولدينا:

$$\mathbf{r}_{XX} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} \\ r_{12} & 1 \end{bmatrix} \quad (8.51a)$$

$$\mathbf{r}_{YX} = \begin{bmatrix} r_{Y1} \\ r_{Y2} \end{bmatrix} \quad (8.51b)$$

$$\mathbf{r}_{XX}^{-1} = \frac{1}{1-r_{12}^2} \begin{bmatrix} 1 & -r_{12} \\ -r_{12} & 1 \end{bmatrix} \quad (8.51c)$$

وبالتالي نحصل وفقاً لـ (8.49d) على:

$$\mathbf{b} = \frac{1}{1-r_{12}^2} \begin{bmatrix} 1 & -r_{12} \\ -r_{12} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{y1} \\ r_{y2} \end{bmatrix} = \frac{1}{1-r_{12}^2} \begin{bmatrix} r_{y1} - r_{12}r_{y2} \\ r_{y2} - r_{12}r_{y1} \end{bmatrix} \quad (8.52)$$

وهكذا:

$$b_1' = \frac{r_{y1} - r_{12}r_{y2}}{1 - r_{12}^2} \quad (8.52a)$$

$$b_2' = \frac{r_{y2} - r_{12}r_{y1}}{1 - r_{12}^2} \quad (8.52b)$$

جدول (٨-٥) تحويل الارتباط لبيانات شركة زارثان

(أ) البيانات الأصلية			
المنطقة	المبيعات	مجموع المهدف	دخل الفرد
i	Y_i	X_{i1}	X_{i2} المصرح به
1	162	274	2,450
2	120	180	3,254
.	.	.	.
15	212	370	2,605
	$\bar{Y} = 150.60$	$\bar{X}_1 = 241.73$	$\bar{X}_2 = 2,961.9$
	$s_Y = 62.049$	$s_1 = 116.83$	$s_2 = 730.64$
(ب) البيانات بعد التحويل			
i	Y_i'	X_{i1}'	X_{i2}'
1	0.04910	0.07381	-0.18724
2	-0.13180	-0.14122	0.10686
.	.	.	.
15	0.26447	0.29342	-0.13054
(ج) النموذج التوفيقي المعياري			
$\hat{Y}' = 0.9339X_1' + 0.1083X_2'$			

مثال

يبعد الجدول (٨-٥أ) (جزئياً) البيانات الأصلية لمثال شركة زارثان (جدول ٧-٢) ويتضمن الجدول (٨-٥ب) البيانات بعد تحويلها وفقاً لتحويل الارتباط (8.41). ولتوضيح حسابات البيانات بعد التحويل، نجد، مستخدمين المتوسطات والانحراف

المعيارية في الجدول (٥-٨) أ:

$$Y'_1 = \frac{1}{\sqrt{n-1}} \left(\frac{Y_1 - \bar{Y}}{s_y} \right) = \frac{1}{\sqrt{15-1}} \left(\frac{162-150.60}{62.049} \right) = 0.04910$$

$$X'_{11} = \frac{1}{\sqrt{n-1}} \left(\frac{X_{11} - \bar{X}_1}{s_1} \right) = \frac{1}{\sqrt{15-1}} \left(\frac{274-241.73}{116.83} \right) = 0.07381$$

$$X'_{12} = \frac{1}{\sqrt{n-1}} \left(\frac{X_{12} - \bar{X}_2}{s_2} \right) = \frac{1}{\sqrt{15-1}} \left(\frac{2,450-2,961.9}{730.64} \right) = -0.18724$$

وعند توفيق نموذج الانحدار المعياري (8.42) للبيانات بعد التحويل باستخدام حزمة انحدار حاسوبية، نحصل على النموذج التوفيقي في الجدول (٥-٨) ج:

$$\hat{Y}' = 0.9339X'_1 + 0.1083X'_2$$

وهكذا فإن زيادة بمقدار انحراف معياري واحد في X_1 (المجتمع الهدف)، مع تثبيت X_2 ، يؤدي إلى زيادة في توقع المبيعات (بوحدة هي الانحراف المعياري لـ Y) أكبر بكثير من الزيادة التي يؤدي إليها زيادة انحراف معياري واحد في X_2 (المدخل الفردي المصرح به) مع تثبيت X_1 .

وللعودة من معاملات الانحدار المعيارية b'_1 و b'_2 إلى معاملات الانحدار النموذج بتغيراته الأصلية، نستخدم (8.50). وباستخدام البيانات في الجدول (٥-٨)، نحصل على:

$$b_1 = \left(\frac{s_y}{s_1} \right) b'_1 = \frac{62.049}{116.83} (0.9339) = 0.496$$

$$b_2 = \left(\frac{s_y}{s_2} \right) b'_2 = \frac{62.049}{730.64} (0.1083) = 0.00920$$

$$b_0 = \bar{Y} - b_1 \bar{X}_1 - b_2 \bar{X}_2 = 150.60 - .946(241.73) - .00920(2,961.9) = 3.45$$

ولذلك تكون دالة الانحدار المقترنة لنموذج الانحدار المتعدد بتغيراته الأصلية:

$$\hat{Y} = 3.45 + 0.496X_1 + 0.00920X_2$$

وهي دالة الانحدار التوفيقية نفسها التي حصلنا عليها في الفصل السابع. ولا يمكن هنا مقارنة b_1 و b_2 بصورة مباشرة، لأن X_1 مقاسة بوحدات هي آلاف الأشخاص و X_2 مقاسة بوحدة الدولار.

وتُفسَّر معاملات الانحدار المعيارية $b_1 = 0.9339$ و $b_2 = 0.1083$ أحيانا، كدليل على أن للمجتمع الهدف X_1 تأثير على المبيعات أكبر بكثير من الدخل الفردي المصرح به X_2 لأن b_1 أكبر بكثير من b_2 وعلى أي حال، وكما سنرى في الفقرة القادمة، يجب أن يكون المرء حذرا في تفسير معاملات الانحدار سواء أكانت معيارية أم لا. والسبب هو أنه عندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة، فيما بينها، كما هو الحال هنا، فإن معاملات الانحدار تتأثر بالمتغيرات المستقلة الأخرى في النموذج. وفي بيانات شركة زارتان، نجد أن الارتباط بين X_1 و X_2 هو $r_{12} = 0.569$.

ووجود ارتباطات بين المتغيرات المستقلة ليس السبب الوحيد الذي يؤثر في مقدار معاملات الانحدار المعيارية وإنما للفجوات بين مشاهدات المتغيرات المستقلة أثرها هي الأخرى، وأحيانا تكون مثل هذه الفجوات كيفية تماما. وبالتالي، فليس من الحكمة، عادة تفسير مقادير معاملات الانحدار المعيارية وكأنها تعكس الأهمية النسبية للمتغيرات المستقلة.

تعليقات

١- تقدم بعض حزم الحاسب كلا من معاملات الانحدار b للنموذج بمتغيراته الأصلية بالإضافة إلى المعاملات المعيارية b وأحيانا، تُعطي هذه الأخيرة في المخرجات تحت عنوان معاملات بيتا.

٢- تبين بعض المخرجات الحاسوبية مقدار محدد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X . وتتضمن القيمة القريبة من الصفر لهذا المحدد درجة عالية من الاقتران الخطّي بين المتغيرات X ، وزعما عاليا لأخطاء التدوير.

٣- عندما تُوسَّع مصفوفة الارتباط للمتغيرات X لتضم سطرا وعمودا خاصين بالمتغير Y ، تُدعى مصفوفة الارتباط. وتبين مصفوفة الارتباط معاملات الارتباط لجميع الأزواج الممكنة من المتغير التابع والمتغيرات X . وهذه المعلومات مفيدة لأغراض متنوعة - على سبيل المثال، في اختيار المتغيرات المستقلة النهائية التي سيشملها النموذج.

ويعرض العديد من برامج الحاسب مصفوفة الارتباط في مطبوعة المخرجات.
ومصفوفة الارتباط، في حالة متغيرين مستقلين، هي:

$$\begin{bmatrix} 1 & r_{y1} & r_{y2} \\ r_{y1} & 1 & r_{12} \\ r_{y2} & r_{12} & 1 \end{bmatrix}$$

وبما أن مصفوفة الارتباط متناظرة، فيحذف، في الغالب، القطاع المثلث الأدنى (أو الأعلى) من العناصر في مخرجات الحاسب.

٤- من الممكن استخدام تحويل الارتباط في حزم الحاسب التي لاتسمح بانحدار عبر المبدأ، وذلك لأن b_0 ستكون دائما مساوية للصفر في بيانات حُوت بهذه الطريقة، وستكون معاملات الانحدار الأخرى صحيحة أيضا.

٥- سيقود استخدام المتغيرات المعيارية في (8.40a و 8.40b)، دون اللجوء إلى تعديلات تحويل الارتباط في (8.41)، إلى معاملات الانحدار المعيارية نفسها، المعطاة في (8.49a)، لمتغيرات خضعت لتحويل الارتباط. إلا أن عناصر المصفوفة XX' سوف لاتكون عندئذ محدودة بين -1 و +1.

(٨-٥) الخطئية المتعددة وتأثيراتها

في تحليل الانحدار المتعدد، يهتم المرء غالبا بطبيعة وأهمية العلاقات بين المتغيرات المستقلة والمتغير التابع. ومن بين الأسئلة التي كثيرا ما تُثار:

- ١- ما هي الأهمية النسبية لتأثيرات المتغيرات المستقلة المختلفة؟
- ٢- ما هو مقدار تأثير متغير مستقل بعينه على المتغير التابع؟
- ٣- هل يمكن شطب أي من المتغيرات المستقلة من النموذج لأن تأثيره على المتغير التابع هو تأثير طفيف؟
- ٤- هل ينبغي النظر في إمكانية ضم أية متغيرات مستقلة، لم يشملها النموذج بعد، إلى النموذج؟

وإذا كانت المتغيرات المستقلة التي يشملها النموذج: (١) غير مرتبطة فيما بينها و(٢) غير مرتبطة مع أية متغيرات مستقلة أخرى تتصل بالمتغير التابع ولكنها ملغاة من

النموذج، فيمكن إعطاء أجابة بسيطة نسبيا على هذه الأسئلة ومن سوء الطالع، تميل المتغيرات المستقلة في العديد من الدراسات غير التحريبية في الأعمال، الاقتصاد، والعلوم الاجتماعية والبيولوجية، إلى أن تكون مرتبطة فيما بينها ومرتبطة مع متغيرات أخرى ذات صلة بالمتغير التابع وغير مشمولة في النموذج. وعلى سبيل المثال، في الحداد نفقات الطعام لأسرة على المتغيرات المستقلة: دخل الأسرة، توفيرات الأسرة، وعمر رب الأسرة، ستكون المتغيرات المستقلة مرتبطة فيما بينها. وأكثر من ذلك، ستكون المتغيرات المستقلة مرتبطة أيضا بمتغيرات اجتماعية - اقتصادية غير مشمولة في النموذج ولها تأثيرها على نفقات طعام الأسرة، مثل حجم الأسرة.

وعندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة فيما بينها يُقال أنه يوجد ارتباط داخلي أو خطية متعددة فيما بينها. (وأحيانا نحتفظ بالمصطلح الأخير لتلك الحالات التي يكون الارتباط فيها، بين المتغيرات المستقلة، عاليا جدا). وسنستطلع الآن مشكلات متنوعة على صلة متبادلة فيما بينها ويخلقها وجود الخطية المتعددة بين المتغيرات المستقلة. وعلى أي حال، فسنعرض أولا للحالة التي تكون المتغيرات المستقلة فيها غير مرتبطة.

جدول (٨-٦) بيانات مثال إنتاجية طاقم عمل بمتغيرات مستقلة غير مرتبطة.

التجربة	حجم الطاقم	العلاوات المدفوعة	درجة إنتاجية الطاقم
i	X_{1i}	X_{2i}	Y_i
1	4	\$2	42
2	4	2	39
3	4	3	48
4	4	3	51
5	6	2	49
6	6	2	53
7	6	3	61
8	6	3	60

التأثيرات عندما تكون المتغيرات المستقلة غير مرتبطة

يتضمن الجدول (٦-٨) بيانات تجربة على نطاق ضيق حول تأثير حجم طاقم عمل (X_1) ومستوى العلاوات (X_2) على درجة إنتاجية الطاقم (Y). ومن السهل تبيان أن X_1 و X_2 غير مرتبطين هنا، أي أن $r_{12}^2 = 0$ حيث يرمز r_{12}^2 لمعامل التحديد البسيط بين X_1 و X_2 . ويتضمن الجدول (٧-٨) أ دالة الانحدار التوفيقية وجدول تحليل التباين عندما يتضمن النموذج كلا من X_1 و X_2 ويتضمن الجدول (٧-٨) ب المعلومات نفسها

عندما يكون فقط مشمولاً في النموذج، ويتضمن الجدول (٨-٧) هذه المعلومات عندما يكون X_2 بمفرده في النموذج.

والناحية المهمة الجديرة بالملاحظة في الجدول (٨-٧) هي أن معامل الانحدار $b_1 = 5.375$ الخاص بـ X_1 يبقى نفسه سواء تضمن النموذج X_1 فقط أم تضمن كلا من المتغيرين المستقلين. والأمر نفسه صحيح من أجل $b_2 = 9.250$ وهذا نتيجة لكون المتغيرين المستقلين غير مرتبطين.

جدول (٨-٧) جداول تخمين لئال إنتاجية طاقم عمل بمتغيرات مستقلة غير مرتبطة

(أ) الانحدار Y على X_1 و X_2			
$\hat{Y} = 0.375 + 5.375X_1 + 9.250X_2$			
MS	df	SS	مصدر التغير
201.125	2	402.250	الانحدار
3.525	5	17.625	الخطأ
	7	419.875	المجموع
(ب) الانحدار Y على X_1			
$\hat{Y} = 23.500 + 5.375X_1$			
MS	df	SS	مصدر التغير
231.125	1	231.125	الانحدار
31.458	6	188.750	الخطأ
	7	419.875	المجموع
(ج) الانحدار Y على X_2			
$\hat{Y} = 27.250 + 9.250X_2$			
MS	df	SS	مصدر التغير
171.125	1	171.125	الانحدار
41.458	6	248.750	الخطأ
	7	419.875	المجموع

وهكذا، عندما تكون المتغيرات المستقلة غير مرتبطة، فإن التأثيرات المنسوبة لها، بواسطة نموذج انحدار من المرتبة الأولى، تبقى نفسها بصرف النظر عن أية متغيرات مستقلة يشملها النموذج. وهذه حجة قوية في صالح التجارب الخاضعة للتحكم وذلك حيثما تكون مثل هذه التجارب ممكنة، باعتبار أن التحكم التجريبي يسمح بجعل المتغيرات المستقلة غير مرتبطة.

والناحية المهمة الأخرى في الجدول (٧-٨) تتصل بمجموع مربعات الخطأ، إذ نلاحظ من الجدول (٧-٨) أن مجموع المربعات الإضافي $SSR(X_1 | X_2)$ يساوي مجموع مربعات الانحدار $SSR(X_1)$ عندما يقتصر نموذج الانحدار على المتغير X_1 :

$$\begin{aligned} SSR(X_1 | X_2) &= SSE(X_2) - SSE(X_1, X_2) \\ &= 248.750 - 17.625 = 231.125 \\ SSR(X_1) &= 231.125 \end{aligned}$$

وبصورة مماثلة، مجموع المربعات الإضافي $SSR(X_2 | X_1)$ يساوي مجموع مربعات الانحدار $SSR(X_2)$ عندما يقتصر نموذج الانحدار على المتغير X_2 :

$$\begin{aligned} SSR(X_2 | X_1) &= SSE(X_1) - SSE(X_1, X_2) \\ &= 188.750 - 17.625 = 171.125 \\ SSR(X_2) &= 171.125 \end{aligned}$$

وبصورة عامة، عندما يكون متغيران مستقلان (أو أكثر) غير مرتبطين (مرتبطة) فإن المساهمة الهامشية لمتغير مستقل واحد في تخفيض مجموع مربعات الخطأ، مع وجود المتغيرات الأخرى في النموذج، تبقى نفسها بالضبط كما لو أن النموذج كان يقتصر على ذلك المتغير المستقل بمفرده.

ملاحظة

لتبيان أن معامل الانحدار X_1 لا يتغير عند إضافة X_2 إلى نموذج الانحدار في الحالة التي يكون فيها X_1 و X_2 غير مرتبطين، لتأمل العبارة الجبرية لـ b_1 في نموذج الانحدار المتعدد بمتغيرين مستقلين:

$$b_1 = \frac{\frac{\sum(X_{i1} - \bar{X}_1)(Y_i - \bar{Y})}{\sum(X_{i1} - \bar{X}_1)^2} - \left[\frac{\sum(Y_i - \bar{Y})^2}{\sum(X_{i1} - \bar{X}_1)^2} \right]^{1/2} r_{12} r_{12}}{1 - r_{12}^2} \quad (8.53)$$

حيث يرمز r_{12} ، كما سبق، لمعامل الارتباط البسيط بين Y و X_2 ، ويرمز لمعامل الارتباط البسيط بين X_1 و X_2 .

وإذا كان X_1 ، X_2 غير مرتبطين $r_{12} = 0$ ، فإن (8.53) تختزل إلى:

$$b_1 = \frac{\sum(X_{i1} - \bar{X}_1)(Y_i - \bar{Y})}{\sum(X_{i1} - \bar{X}_1)^2} \quad (8.53a)$$

ولكن (8.53a) هو مقدّر الميل لانحدار خطّي بسيط لـ Y على X_1 وفقا لـ (2.10a).

وبالتالي، عندما يكون X_1 و X_2 غير مرتبطين فإن إضافة X_2 إلى نموذج الانحدار لا يغير من معامل انحدار X_1 ، وفي المقابل، فإن إضافة X_1 إلى نموذج الانحدار لا يغير من معامل الانحدار لـ X_2 .

طبيعة المشكلة عندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة تماما

لرؤية الطبيعة الأساسية لمشكلة الخطية المتعددة، سنستخدم مثالا بسيطا يكون فيه المتغيران المستقلان مرتبطين تماما، وتشير البيانات في الجدول (٨-٨) إلى عينة من أربع مشاهدات لمتغير تابع ولمتغيرين مستقلين. وقد طُلب من السيد (أ) توفيق دالة الانحدار المتعدد:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \quad (8.54)$$

وقد عاد بعد وقت قصير بدالة الانحدار التوفيقية:

$$\hat{Y} = -87 + X_1 + 18X_2 \quad (8.55)$$

وكان فخورا بأن دالة الاستجابة قد وافقت البيانات تماما. والقيم التوفيقية مبينة في الجدول (٨-٨).

وقد اتفق أن طُلب من السيد (ب) أن يقوم أيضا بتوفيق دالة الاستجابة (8.54) للبيانات نفسها وقد حصل بفخر على:

$$\hat{Y} = -7 + 9X_1 + 2X_2 \quad (8.56)$$

وتتفق دالة استجابته أيضا اتفاقا تاما مع البيانات، كما هو مبين في الجدول (٨-٨).

وفي الحقيقة، يمكن تبين أن مالانهاية له من دوال الاستجابة ستبقى تماما مع البيانات في الجدول (٨-٨) والسبب هو أن المتغيرين المستقلين X_1 و X_2 على صلة تامة ببعضهما وفقا للعلاقة:

$$X_2 = 5 + 0.5X_1 \quad (8.57)$$

جدول (٨-٨) مثال متغيرات مستقلة مرتبطة تماما

القيم التوفيقية الدالة		الحالة			
(8.56)	(8.55)	Y_i	X_{i2}	X_{i1}	i
23	23	23	6	2	1
83	83	83	9	8	2
63	63	63	8	6	3
103	103	103	10	10	4

دوال الاستجابة

$$\hat{Y} = -87 + X_1 + 18X_2 \quad (8.55)$$

$$\hat{Y} = -7 + 9X_1 + 2X_2 \quad (8.56)$$

لاحظ بعناية أن دالتي الاستجابة التوفيقيتين في (8.55) و (8.56) هما سطحا استجابة مختلفان كلياً. ومعاملات الانحدار مختلفة، والقيم التوفيقية ستختلف عندما لا تتبع X_1 و X_2 العلاقة (8.57). وعلى سبيل المثال، القيمة التوفيقية لدالة الاستجابة (8.55) عندما يكون $X_1 = 5$ و $X_2 = 5$ هي:

$$\hat{Y} = -87 + 5 + 18(5) = 8$$

بينما القيمة التوفيقية لدالة الاستجابة (8.56) هي:

$$\hat{Y} = -7 + 9(5) + 2(5) = 48$$

وهكذا عندما يكون X_1 و X_2 على صلة تامة، كما في مثالنا، فالبيانات لا تتضمن أية مركبة خطأ عشوائي، وسيؤدي العديد من دوال الاستجابة المختلفة إلى القيم نفسها المثقة تماماً مع المشاهدات، وإلى القيم نفسها المثقة تماماً مع أية تركيبات أخرى (X_1, X_2) تتبع العلاقة بين X_1 و X_2 . ومع ذلك فإن دالتي الاستجابة هاتين ليستا متطابقتين وستؤديان إلى قيم توفيقية مختلفة لتركيبات (X_1, X_2) لا تتبع العلاقة بين X_1 و X_2 .

وهناك مضمونان رئيسان لهذا المثال هما:

- ١- لاتبكيح العلاقة التامة بين X_1 و X_2 مقدرتنا على الحصول على توفيق جيد للبيانات.
- ٢- بما أن العديد من دوال الاستجابة المختلفة تقدم التوفيق الجيد نفسه، فلا يمكن للمرء أن يفسر أية مجموعة من معاملات الانحدار كانعكاس لتأثيرات المتغيرات المستقلة المختلفة، وهكذا ففي دالة الاستجابة (8.55) لا يتضمن كون $b_1 = 1$ و $b_2 = 18$ أن X_2 هو المتغير المستقل الرئيس وأن X_1 يلعب دورا ثانويا، ذلك لأن دالة الاستجابة (8.56) تقدم توفيقا على المستوى نفسه من الجودة ومعاملات انحدارها مقادير، هي بالمقارنة مع المعاملات السابقة، معاكسة تماما.

تأثيرات الخطية المتعددة

في الواقع العملي، نادرا ما نجد متغيرات مستقلة على علاقة تامة ببعضها أو بيانات لاتتضمن مركبة خطأ عشوائي، ومع ذلك تبقى المضامين التي لاحظناها لتونا في مثالنا النموذجي وثيقة الصلة بموضوعنا.

- ١- بصورة عامة، لاتبكيح حقيقة أن تكون بعض المتغيرات المستقلة أو جميعها مرتبطة فيما بينها، قدرتنا على الحصول على توفيق جيد. ولاتنزع إلى التأثير في استقرارات حول متوسط الاستجابة، أو تنبؤات بمشاهدات جديدة، شريطة أن تتم هذه الاستقرارات ضمن منطقة المشاهدات (يقدم الشكل (٧-٩) على الصفحة ٣٣٢ توضيحا لفكرة منطقة المشاهدات في حالة متغيرين مستقلين).

- ٢- العديد من دوال الانحدار المختلفة التي تقدم، في مثالنا النموذجي، توفيقات للبيانات على المستوى نفسه من الجودة، يقابلها في الحياة العملية أن معاملات الانحدار المقدرة تميل إلى أن يكون لها تشتت معانة كبير عندما تكون المتغيرات المستقلة على درجة عالية من الارتباط، وهكذا تميل معاملات الانحدار المقدرة إلى أن تتغير تغيرا واسعا من عينة إلى عينة وذلك عندما تكون المتغيرات المستقلة عالية الارتباط. وكنتيجة

لذلك، لا يمكن أن تتوافر لنا إلا معلومات غير دقيقة عن حقيقة معاملات الانحدار كـ β بمفردها. وفي الحقيقة، يمكن أن تكون كل من معاملات الانحدار المقدرة بمفردها غير مهمة إحصائياً مع أن هناك بالتأكيد علاقة إحصائية قائمة بين المتغير التابع ومجموعة المتغيرات المستقلة.

٣- التفسير الشائع لمعاملات الانحدار كقياس للتغير في القيمة المتوقعة للمتغير التابع عندما يزداد المتغير المستقل المقابل بوحدة واحدة، مع بقاء جميع المتغيرات المستقلة الأخرى ثابتة، يصبح تفسيراً غير قابل للتطبيق تماماً عند تواجد الخطية المتعددة. فبينما قد يكون من الممكن نظرياً تغيير متغير مستقل واحد وإبقاء المتغيرات الأخرى ثابتة، إلا أنه قد لا يكون ذلك ممكناً عملياً في حالة متغيرات مستقلة عالية الارتباط. وعلى سبيل المثال، في نموذج انحدار للتنبؤ بإنتاج محصول من معدل هطول المطر وساعات الشمس المشرقة، ستجعل العلاقة بين المتغيرين المستقلين أمر تغيير أحدهما مع بقاء الآخر ثابتاً أمراً غير واقعي. وبالتالي لا يمكن ضمان التفسير البسيط لمعاملات الانحدار على أنها قياس للتأثيرات الهامشية، عند وجود متغيرات مستقلة عالية الارتباط.

وسنوضح هذه التأثيرات للخطية المتعددة بالعودة إلى مثال شحوم الجسم، فالبيانات الأساسية معطاة في الجدول (٨-١)، ونتائج الانحدار لنماذج توفيق مختلفة مقدمة في الجدول (٨-٢). والمتغيران المستقلان X_1 و X_2 مرتبطان ارتباطاً عالياً كما يمكن أن نرى من مصفوفة الارتباط للمتغيرات X في الجدول (٨-١) ب. ومعامل الارتباط البسيط $r_{12} = 0.92$ ، وعلى الوجه الآخر، فإن X_3 لا ترتبط مثل هذا الارتباط العالي بأي من X_1 و X_2 بمفرده، فمعاملات الارتباط هي $r_{13} = 0.46$ و $r_{23} = 0.08$. (إلا أن X_3 عالية الارتباط بـ X_1 و X_2 معاً، فمعامل التحديد المتعدد عند انحدار X_3 على X_1 و X_2 هو 0.998).

تأثيرات معاملات الانحدار. نلاحظ من الجدول (٨-٢) أن معامل الانحدار لـ X_1 ، سماكة الجلد في عضلة مؤخر العضد الثلاثية، يتغير بصورة ملحوظة وفقاً للمتغيرات الأخرى التي يشملها النموذج:

b_2	b_1	المتغيرات في النموذج
-	0.8572	X_1
0.8565	-	X_2
0.6594	0.2224	X_1, X_2
-2.857	4.334	X_1, X_2, X_3

والقصة نفسها بالنسبة لمعامل الانحدار الخاص بـ X_2 . وفي الحقيقة، يتغير معامل الانحدار b_2 حتى في إشارته عندما يضاف X_3 إلى النموذج المتضمن لـ X_1 و X_2 .

والنتيجة المهمة التي يجب استخلاصها هي: عندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة، فإن معامل الانحدار لأي متغير مستقل يعتمد على المتغيرات المستقلة الأخرى، أيها مشمول في النموذج وأياها بقي خارج النموذج، وهكذا فإن معامل الانحدار لا يعكس أي تأثير أصيل للمتغير المستقل بالذات على المتغير التابع ولكنه يعكس فقط تأثيرا جزئيا أو هامشيا، علما أن متغيرات مستقلة مرتبطة أخرى، أيا كانت، مشمولة في النموذج.

ملاحظة

وحقيقة أنه يمكن لمتغيرات مستقلة مرتبطة فيما بينها أن تؤثر في معاملات الانحدار في نموذج انحدار، عند حذفها من ذلك النموذج، تجدد إيضاحا لها في حيرة محلل من إشارة معامل انحدار في نموذج انحدار قام بتوقيفه، فقد وجد في انحدار مبيعات شركة في منطقة على حجم سكان المنطقة، والدخل الفردي، وبعض المتغيرات المستقلة الأخرى أن فترة الثقة لمعامل انحدار حجم السكان تشير إلى أن هذا المعامل سالب، وكان ينبغي على المحلل أن يأخذ في الاعتبار بعض المتغيرات المستقلة المحذوفة عند بحثه عن تفسير لهذه النتيجة. وقد لاحظ مستشار أن المحلل لم يضع تغلغل المنافسين الرئيسيين في السوق ضمن النموذج. وبما أن المنافس كان أكثر نشاطا وفاعلية في المناطق ذات العدد الكبير من السكان فقد هبطت مبيعات الشركة في هذه المناطق، وكانت نتيجة حذف هذا المتغير المستقل من النموذج معاملا سالبا لمتغير حجم السكان.

تأثيرات على مجاميع المربعات الإضافية. وكما في معامل الانحدار، فإن المساهمة الهامشية لتغير مستقل في تخفيض مجموع مربعات الخطأ تتغير معتمدة على المتغيرات الأخرى، أيها مشمول في النموذج، وأيها خارج النموذج، وذلك عندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة. وعلى سبيل المثال، يقدم الجدول (٨-٢) مجاميع المربعات الإضافية المثالية للمتغير X_1 :

$$SSR(X_1) = 352.27$$

$$SSR(X_1 | X_2) = 3.47$$

وسبب كون $SSR(X_1 | X_2)$ في مثل هذا الصغر بالمقارنة مع $SSR(X_1)$ هو أن X_1 و X_2 على درجة عالية من الارتباط. وهكذا عندما تكون X_2 في نموذج الانحدار فإن المساهمة الهامشية لـ X_1 في تخفيض مجموع مربعات الخطأ هي مساهمة صغيرة نسبياً إذ ينطوي X_2 على كثير من المعلومات نفسها التي ينطوي عليها X_1 .

والقصة نفسها نجدها في الجدول (٨-٢) من أجل X_2 . وهنا $SSR(X_2 | X_1)$ وهو أصغر بكثير من $SSR(X_2) = 381.97$. والنتيجة المهمة هي هذه: عندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة فلا يمكن نسبة أي مجموع مربعات بمفرده إلى متغير مستقل واعتباره انعكاساً لتأثير هذا المتغير المستقل في تخفيض التغير الكلي في Y . ويجب النظر إلى التخفيض في التغير الكلي، المنسوب إلى متغير مستقل، في سياق المتغيرات المستقلة الأخرى المشمولة في النموذج، وذلك حيثما كانت المتغيرات المستقلة مرتبطة.

ملاحظة

تؤثر الخطية المتعددة أيضاً في معاملات التحديد الجزئية عبر تأثيراتها على مجاميع المربعات الإضافية. وعلى سبيل المثال، نلاحظ من الجدول (٨-٢)، في مثال شحوم الجسم، أن X_1 على درجة عالية من الارتباط بـ Y :

$$r_{Y1}^2 = \frac{SSR(X_1)}{SSTO} = \frac{352.27}{495.39} = 0.71$$

إلا أن معامل التحديد الجزئي بين Y و X_1 ، عندما كان X_2 من حينه في نموذج الانحدار، أصغر بكثير:

$$r_{Y1,2}^2 = \frac{SSR(X_1|X_2)}{SSE(X_2)} = \frac{3.47}{113.42} = 0.03$$

وسبب صغر معامل التحديد الجزئي هنا هو، كما رأينا، الارتباط العالي بين X_1 و X_2 وبالتالي لا يقدم X_1 إلا معلومات إضافية ضئيلة نسبياً فوق تلك التي يزودنا بها X_2 .
تأثيرات على $s\{b_k\}$. ونلاحظ من الجدول (٨-٢) كم تزيد في عدم دقة معاملي الانحدار المقدَّرين b_1 و b_2 كلما أضفنا مزيداً من المتغيرات المستقلة إلى نموذج الانحدار.

المتغيرات في النموذج	$s(b_1)$	$s(b_2)$
X_1	0.1288	-
X_2	-	0.1100
X_1, X_2	0.3034	0.2912
X_1, X_2, X_3	3.016	2.582

ومرة ثانية نجد أن الدرجة العالية من الخطئية المتعددة بين المتغيرات المستقلة هي المسؤولة عن تضخم متغيرة معاملات الانحدار المقدَّرة.

تأثيرات على القيم التوفيقية وقيم التنبؤ. لاحظ في الجدول (٨-٢) أن الخطئية المتعددة المرتفعة بين المتغيرات المستقلة لا تمنع من الانخفاض المطرد لمتوسط مربعات الخطأ، وهو يقيس متغيرة حدود الخطأ، وذلك كلما دخلت متغيرات إضافية إلى نموذج الانحدار:

المتغيرات في النموذج	MSE
X_1	7.95
X_1, X_2	6.47
X_1, X_2, X_3	6.15

وفضلاً عن ذلك، فإن دقة القيم التوفيقية ضمن مدى المشاهدات على المتغيرات المستقلة لاتتأكل بإضافة متغيرات مستقلة إلى نموذج الانحدار. لنأخذ مسألة تقدير متوسط شحوم الجسم عندما يكون المتغير المستقل الوحيد ضمن النموذج هو سماكة الجلد في عضلة مؤخر العضد الثلاثية (X_1) وذلك من أجل $X_{H1} = 25.0$ فالقيمة التوفيقية وانحرافها المعياري المقدَّر هما (الحسابات غير معطاة):

$$\hat{Y}_h = 19.93 \quad s\{\hat{Y}_h\} = 0.632$$

وعند إضافة متغير مستقل آخر عالي الارتباط إلى النموذج ، وهو محيط الفخذ X_2 ، فإن تقدير متوسط شحوم الجسم وانحرافه المعياري المقدّر هما كما يلي من أجل $X_{h2} = 50.0$ و $X_{h1} = 25.0$:

$$\hat{Y}_h = 19.36 \quad s\{\hat{Y}_h\} = 0.624$$

وهكذا فإن دقة تقدير متوسط الاستجابة هي على الدرجة نفسها من الجودة كدقة التقدير السابق، بالرغم من إضافة متغير مستقل ثان عالي الارتباط بالمتغير الأول. وقد حصل هذا الاستقرار في دقة تقدير متوسط الاستجابة بالرغم من حقيقة أن الانحراف المعياري المقدّر لـ b_1 أصبح أكبر بكثير عندما أضيف X_2 إلى النموذج (جدول ٨-٧) والسبب الأساسي للاستقرار هو أن التباين بين b_1 و b_2 سالب، وهو يشكل مضادا، قوي التأثير للزيادة في $\{b_1\}$ عند تحديد قيمة $\{b_2\}$ كما هو معطى في (7.71).

وعندما يتضمن النموذج جميع المتغيرات المستقلة الثلاث فإن تقدير متوسط شحوم الجسم وانحرافه المعياري المقدّر يصبحان كما يلي من أجل $X_{h2} = 50.0$ ، $X_{h1} = 25.0$ و $X_{h3} = 29.0$:

$$\hat{Y}_h = 19.19 \quad s\{\hat{Y}_h\} = 0.621$$

وهكذا فإن إضافة متغير مستقل ثالث عالي الارتباط بالمتغيرين المستقلين الأولين معا، لم يؤثر تأثيرا يذكر بدقة تقدير متوسط الاستجابة.

تأثيرات على اختبارات متزامنة لـ β_k . وإساءة الاستخدام التي لا يمكن اعتبارها قليلة الحدوث في تحليل نماذج الانحدار المتعدد هي دراسة الإحصاءة t^* في (7.46b):

$$t^* = \frac{b_k}{s\{b_k\}}$$

من أجل كل معامل انحدار، واحدا بعد الآخر، وذلك لتقدير ما إذا كان $\beta_k = 0$ من أجل $k = 1, \dots, p-1$. وحتى عند استخدام طرق الاستقراء المتزامن، وقليلًا ما تُستخدم، فلا تزال توجد مشاكل عندما تكون المتغيرات المستقلة عالية الارتباط فيما بينها.

لنفرض أننا نرغب في اختبار ما إذا كان $\beta_1 = 0$ و $\beta_2 = 0$ في نموذج انحدار مثال شحوم الجسم، بتغيرين مستقلين، المبين في الجدول (٨-٢) ج. وبضبط مستوى المعنوية العائلي عند 0.05 نحتاج وفقا لطريقة بونفرونّي إلى القيام بكل من الاختبارين t عند مستوى معنوية 0.025. وبالتالي نحتاج إلى $t = 2.46$ (17 ; 9875). وبما أن إحصاءتي الاختبار t^* في الجدول (٨-٢) ج لا تتجاوزا، بالقيمة المطلقة، 2.46 فنستنتج من الاختبارين المنفصلين أن $\beta_1 = 0$ و $\beta_2 = 0$. ومع ذلك فإن الاختبار F للفرضية $H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0$ يستنتج H_0 بأن المعاملتين لانسوايان الصفر في آن واحد. ويمكن رؤية هذا من الجدول (٨-٢) ج، حيث نجد: $F = MSR / MSE = 192.72 / 6.74 = 29.8$. $F(95; 2, 17) = 3.59$ وهو يتجاوز بكثير $F(95; 2, 17)$.

وسبب هذه النتيجة، التي تبدو كمفارقة غير مقبولة، هو أن الاختبار t^* هو اختبار هامشي، كما رأينا في (8.15) من منظور أسلوب الاختبار الخطّي العام. وهكذا، عندما يكون X_1 و X_2 مرتبطين ارتباطا عاليا فإن $SSR(X_1 | X_2)$ صغير، مما يشير إلى أن X_1 لا يقدم الكثير من المعلومات الإضافية زيادة عما يقدمه X_2 الموجود من حينه في النموذج؛ وهذا يقودنا بالتالي إلى النتيجة $\beta_1 = 0$. وبصورة مماثلة نُقاد إلى النتيجة $\beta_2 = 0$ هنا لأن $SSR(X_2 | X_1)$ صغير، مما يشير إلى أن X_2 لا ينطوي على كثير من المعلومات الإضافية عندما يكون X_1 من حينه في النموذج. ولكن اختباري التأثيرين الهامشين لـ X_1 و X_2 معا ليسا مكافئين لاختبار ما إذا كانت هناك علاقة انحدار بين Y والمتغيرين المستقلين X_1 و X_2 . والسبب هو أن النموذج المخفض لكل من الاختبارين المنفصلين يتضمن المتغير المستقل الآخر، بينما لا يتضمن النموذج المخفض لاختبار ما إذا كان كل من $\beta_1 = 0$ و $\beta_2 = 0$ أيّا من المتغيرتين المستقلين. وبين الاختبار المناسب، وهو الاختبار F وجود علاقة انحدار لاريب فيها Y ، X_1 و X_2 .

وسنواجه المفارقة نفسها في الجدول (٨-٢) د لنموذج انحدار بثلاثة متغيرات مستقلة، إذا قمنا بثلاثة اختبارات مترامنة لمعاملات الانحدار عند مستوى معنوية عائلي 0.05.

ملاحظة

رأينا آنفاً أنه يمكن لمجموعة من المتغيرات المستقلة أن تكون على صلة بالمتغير التابع، ومع ذلك فإن جميع الاختبارات المنفردة لمعاملات الانحدار ستؤدي إلى نتيجة أنها مساوية للصفر، وذلك بسبب الخطئية المتعددة بين المتغيرات المستقلة. وهذه النتيجة المخيرة في الظاهر هي أيضاً نتيجة ممكنة تحت ظروف خاصة وحيث لا توجد خطئية متعددة بين المتغيرات المستقلة. وعلى أي حال، فإنه ليس من المنتظر وجود مثل تلك الظروف في التطبيق العملي.

تشخيصات الخطئية المتعددة وتدابير علاجية

وكما رأينا، يمكن أن يكون للخطئية المتعددة بين المتغيرات المستقلة عواقب وخيمة فيما يتعلق بتفسير واستخدام نموذج الانحدار قمنا بتوقيفه. والأداة التشخيصية التي نستعرضها هنا للتعرف على الخطئية المتعددة - ونعني، معاملات الارتباط البسيط بين كل زوج من أزواج المتغيرات المستقلة - غالباً ما تكون مفيدة. وعلى أي حال، فهناك ظروف تتواجد فيها خطئية متعددة خطيرة دون أن تفصح عنها معاملات الارتباط بين أزواج المتغيرات. ونقدم في الفصل الحادي عشر أداة أكثر مقدرة على كشف وجود خطئية متعددة خطيرة. وسنناقش هناك أيضاً عدداً من التدابير العلاجية لتقليل تأثيرات الخطئية المتعددة.

تعليقات

١- لوحظ في الفقرة (٨-٤) أن المحدد القريب من الصفر لـ $X'X$ هو مصدر مهم من مصادر الأخطاء الجدية للتدوير في نتائج المربعات الدنيا. وإحدى نتائج الخطئية المتعددة الشديدة هي أن تجعل هذا المحدد قريباً من الصفر، وهكذا يمكن لمعاملات الانحدار أن تخضع، تحت الخطئية المتعددة الشديدة، لأخطاء تدوير كبيرة بالإضافة إلى تباينات معاينة كبيرة. وبالتالي فإنه من المستحسن، على وجه الخصوص، استخدام تحويل الارتباط (8.41) عند توفيق نموذج انحدار، وذلك في حال وجود الخطئية المتعددة.

٢- وكما أن الارتباط العالي بين المتغيرات المستقلة يميل إلى جعل معاملات الانحدار المقدرة غير دقيقة (غريبة الأطوار من عينة إلى عينة) فكذلك تميل معاملات الارتباط الجزئي بين المتغير التابع وكل من المتغيرات المستقلة إلى أن تصبح غريبة الأطوار من عينة إلى عينة عندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة ارتباطا عاليا.

٣- يمكن بسهولة رؤية أثر الارتباط فيما بين المتغيرات المستقلة على الانحرافات المعيارية لمعاملات الانحدار المقدرة، وذلك عند تحويل المتغيرات في النموذج مستخدمين تحويل الارتباط (8.41). فلنعتبر النموذج من المرتبة الأولى بمتغيرين مستقلين:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (8.58)$$

ويصبح هذا النموذج في المتغيرات بعد التحويل (8.41):

$$Y'_i = \beta'_1 X'_{i1} + \beta'_2 X'_{i2} + \varepsilon'_i \quad (8.59)$$

والمصفوفة $(X'X)^{-1}$ لهذا النموذج المعباري معطاة في (8.51c):

$$(X'X)^{-1} = r_{XX}^{-1} = \frac{1}{1-r_{12}^2} \begin{bmatrix} 1 & -r_{12} \\ -r_{12} & 1 \end{bmatrix} \quad (8.60)$$

وبالتالي فإن مصفوفة التباين لمعاملات الانحدار المقدرة، باستخدام (7.41) هي:

$$\sigma^2 \{b\} = (\sigma')^2 r_{XX}^{-1} = (\sigma')^2 \frac{1}{1-r_{12}^2} \begin{bmatrix} 1 & -r_{12} \\ -r_{12} & 1 \end{bmatrix} \quad (8.61)$$

حيث $(\sigma')^2$ هو تباين حد الخطأ للنموذج المعباري (8.59).

وهكذا نجد التباين نفسه هنا لمعامل الانحدار المقدرين b'_1 و b'_2 :

$$\sigma^2 \{b'_1\} = \sigma^2 \{b'_2\} = \frac{(\sigma')^2}{1-r_{12}^2} \quad (8.62)$$

ويصبح هذا التباين أكبر كلما ازداد الارتباط بين X_1 و X_2 . وفي الحقيقة، عندما يقترب X_1 و X_2 من ارتباط تام (أي عندما يتقارب r_{12}^2 إلى الواحد)، يصبح تباين b'_1 و b'_2 كبيرين بلا حدود.

(٨ - ٦) صياغة مصفوفية لاختبار خطي عام

الإجراءات الملخصة في الفقرة (٨-٢) حول اختبارات تتعلق بمعاملات الانحدار هي إجراءات مناسبة. إذ يمكن استخدام مجاميع مربعات إضافية حيثما نرغب في اختبار أن بعض معاملات الانحدار مساوية للصفر، وفيما عدا ذلك يمكن توفيق النموذجين التام والمخفض عند إجراء الاختبار الخطي العام حول معاملات الانحدار.

ومن وقت لآخر، على أي حال، يكون من الضروري تنفيذ الاختبار الخطي العام في صيغة مصفوفية، مثل أنواع معينة من الاختبارات في تحليل التباين. وسنشرح الآن كيف يمكن تمثيل إحصاء الاختبار الخطي العام (3.69):

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{df_R - df_F} \div \frac{SSE(F)}{df_F}$$

في صيغة مصفوفة.

نموذج تام

نموذج الانحدار التام المتضمن لـ $p - 1$ من متغيرات التنبؤ معطى في (7.18):

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (8.63)$$

وسنرمز الآن لمقدّرات المربعات الدنيا للنموذج التام بـ b_F وهي معطاة، كما

سبق، بالعلاقة (7.21):

$$b_F = (X'X)^{-1} X'Y \quad (8.64)$$

وأيضاً، مجموع مربعات الخطأ معطى بالعلاقة (7.30):

$$SSE(F) = (Y - Xb_F)'(Y - Xb_F) = Y'Y - b_F'X'Y \quad (8.65)$$

ويرافق معه $df_F = n - p$ درجة من الحرية.

عبارة الفرضية H_0

تمثل فرضية اختبار خطي H_0 بالصيغة المصفوفية كما يلي:

$$H_0 : C \quad B = h \quad (8.66)$$

$s \times p \quad p \times 1 \quad s \times 1$

حيث C مصفوفة معينة $s \times p$ ورتبتها s ، و h متجه معين $s \times 1$.

مثال (١). يتضمن نموذج الانحدار متغيري X ، ونرغب في اختبار $H_0 : \beta_1 = 0$

وعندئذ:

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}_{1 \times 3} \quad h = \begin{bmatrix} 0 \end{bmatrix}_{1 \times 1}$$

ولدينا

$$H_0: C\beta = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \end{bmatrix}$$

أو

$$H_0: \beta_1 = 0$$

مثال (٢). يتضمن نموذج الانحدار متغيرين مستقلين X ، ونرغب في اختبار $H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0$ ،

ف عندئذ:

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{2 \times 3} \quad h = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}_{2 \times 1}$$

ولدينا:

$$H_0: C\beta = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{أو } H_0: \beta_1 = 0, \quad \beta_2 = 0$$

مثال (٣). يتضمن نموذج الانحدار ثلاثة متغيرات مستقلة X ، ونرغب في اختبارالفرضية $H_0: \beta_1 = \beta_2$ ، ف عندئذ:

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \end{bmatrix}_{1 \times 4} \quad h = \begin{bmatrix} 0 \end{bmatrix}_{1 \times 1}$$

ولدينا:

$$H_0: C\beta = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{أو } H_0: \beta_1 - \beta_2 = 0$$

نموذج مخفض

النموذج المخفض هو:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (8.67) \quad \text{حيث : } C\beta = h$$

ويمكن تبين أن مقادرات المربعات الدنيا تحت النموذج المخفض، وسنرمز لها

بـ b_R هي:

$$b_R = b_F - (X'X)^{-1} C'(C(X'X)^{-1} C')^{-1} (Cb_F - h) \quad (8.68)$$

وبمجموع مربعات الخطأ هو:

$$SSE(R) = (Y - Xb_R)'(Y - Xb_R) \quad (8.69)$$

ويزائفق معه $df_R = n - (p - s)$ درجة من الحرية.

إحصاءة اختبار

يمكن تبين أنه يمكن التعبير عن الفرق $SSE(R) - SSE(F)$ كما يلي:

$$SSE(R) - SSE(F) = (Cb_F - h)'(C(X'X)^{-1} C')^{-1} (Cb_F - h) \quad (8.70)$$

ويزائفق معه $df_R - df_F = (n - p + s) - (n - p) = s$ درجة من الحرية.

وبالتالي إحصاءة الاختبار هي:

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{s} + \frac{SSE(F)}{n - p} \quad (8.71)$$

حيث $SSE(R) - SSE(F)$ معطى بالعلاقة (8.70) و $SSE(F)$ معطى بالعلاقة (8.65).

وللتثبت من أن درجات الحرية المتوافقة مع $SSE(R) - SSE(F)$ هي s ، لتأمل

الأمثلة الثلاثة السابقة:

١- في المثال (١)، $s = 1$ ويتفق هذا مع عدد درجات الحرية في البسط في إحصاءة الاختبار (8.22).

٢- في المثال (٢)، $s = 2$ ويتفق هذا مع عدد درجات الحرية في البسط في إحصاءة الاختبار (8.20).

٣- في المثال (٣)، $s = 1$ ويتفق هذا مع عدد درجات الحرية في البسط في إحصاءة الاختبار للمثال المذكور على الصفحة ٣٥٩.

ملاحظة

يمكن استنباط مقدرات المربعات الدنيا b_R تحت النموذج المخفض والمعطاة في (8.68)،
بجعل معيار المربعات الدنيا $(Y - X\beta)'(Y - X\beta) = Q$ أصغر ما يمكن خاضعا للقيود
 $C\beta - h = 0$ مستخدمين مضارب لاغرانج.

مسائل

(١-٨) اكتب عدد درجات الحرية المتوافقة مع كل من مجاميع المربعات الإضافية التالية:

$$(١) SSR(X_1 | X_2) ;$$

$$(٢) SSR(X_2 | X_1, X_3) ;$$

$$(٣) SSR(X_1, X_2 | X_3, X_4) ;$$

$$(٤) SSR(X_1, X_2, X_3 | X_4, X_5) ;$$

(٢-٨) بأي معنى يكون مجموع مربعات الانحدار $SSR(X_1)$ مجموع مربعات إضافية.

اشرح.

(٣-٨) بالإشارة إلى مسألة الصنف المفضل (٨-٧).

أ - اكتب جدول تحليل التباين الذي يفكك مجموع مربعات الانحدار إلى

مجاميع مربعات إضافية تترافق مع X_1 ومع X_2 ، علما أن X_1 معطاة.

ب - اختر ما إذا كان يمكن شطب X_2 من نموذج الانحدار علما أن النموذج

يتضمن X_1 . استخدم إحصاء الاختبار F^* ومستوى المعنوية 0.01.

اعرض البديلين، قاعدة القرار، والنتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار؟

(٤-٨) بالإشارة إلى مسألة شحن كيماويات (٧-١٢).

أ - اكتب جدول التحليل التباين الذي يفكك مجموع مربعات الانحدار إلى

مجاميع مربعات إضافية تترافق مع X_2 ومع X_1 علما أن X_2 معطى.

ب - اختر ما إذا كان يمكن شطب X_1 من نموذج الانحدار علما أن النموذج

يتضمن X_2 . استخدم إحصاء الاختبار F^* و $\alpha = 0.05$ اعرض البديلين،

قاعدة القرار، والنتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار؟

جـ - هل $SSR(X_1) + SSR(X_2 | X_1)$ يساوي $SSR(X_1 | X_2) + SSR(X_2)$ هنا؟
هل يجب أن تكون الحال دائما كذلك؟

(٥-٨) بالإشارة إلى مسألة ارتياح المريض (٧-١٧).

أ - اكتب جدول تحليل التباين الذي يفكك مجموع مربعات الانحدار إلى
بجميع مربعات إضافية تتوافق مع X_2 ؛ ومع X_1 ، علما أن X_2 مُعطى،
ومع X_1 علما أن X_2 و X_1 معطيان.

ب - اختر ما إذا كان يمكن شطب X_1 من نموذج الانحدار علما أن النموذج
يتضمن X_1 و X_2 . استخدم إحصاء الاختبار F^* ومستوى معنوية 0.025
اعرض البديلين وقاعدة القرار والنتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار؟

(٦-٨) بالإشارة إلى مسألة ارتياح المريض (٧-١٧). اختر ما إذا كان يمكن شطب
 X_2 و X_1 من نموذج الانحدار علما أن النموذج يتضمن X_1 . استخدم $\alpha = 0.025$.
اعرض البديلين، وقاعدة القرار، والنتيجة. ما هي القيمة P - للاختبار؟
(٧-٨) بالإشارة إلى مسألة رواتب المتخصصين في الرياضيات (٧-٢٠).

أ - اكتب جدول تحليل التباين الذي يفكك مجموع مربعات الانحدار إلى
بجميع مربعات إضافية تتوافق مع X_2 ؛ ومع X_1 علما أن X_2 مُعطى؛ ومع
 X_1 ، علما أن X_2 و X_1 معطيان.

ب - اختر ما إذا كان يمكن شطب X_1 من نموذج الانحدار علما أن النموذج
يتضمن X_2 و X_1 . استخدم إحصاء الاختبار F^* ومستوى معنوية 0.01.
اعرض البديلين، قاعدة القرار، والنتيجة. ما هي القيمة P - للاختبار؟

(٨-٨) بالإشارة إلى مسألتين رواتب المتخصصين في الرياضيات (٧-٢٠) و (٧-٨).
اختر ما إذا كان يمكن شطب X_1 و X_2 من نموذج الانحدار علما أن النموذج
يتضمن X_2 ؛ استخدم $\alpha = 0.01$. اعرض البديلين، قاعدة القرار، والنتيجة،
ماهي القيمة P - للاختبار؟

(٩-٨) بالإشارة إلى مسألة ارتياح المريض (٧-١٧). اختر ما إذا كان $\beta_1 = -1.0$ و $\beta_2 = 0$ استخدم $\alpha = 0.025$ اعرض البديلين، والنموذجين التام والمخفض، وقاعدة القرار، والنتيجة.

(١٠-٨) بالإشارة إلى مسألة رواتب المتخصصين في الرياضيات (٧-٢٠) اختر ما إذا كان $\beta_1 = \beta_2$ ؛ استخدم $\alpha = 0.01$ اعرض البديلين والنموذجين التام والمخفض وقاعدة القرار، والنتيجة.

(١١-٨) بالإشارة إلى مثال إنتاجية طاقم العمل على الصفحة ٣٧٧.

أ - احسب $r_{Y1}^2, r_{Y2}^2, r_{Y1.2}^2, r_{Y2.1}^2, R^2$ ، اشرح ما يقسه كل معامل وفسر نتائجك.

ب - هل نجد أن أيًا من النتائج في (أ) خاص بسبب كون المتغيرين المستقلين غير مرتبطين؟

(١٢-٨) بالإشارة إلى مسألة تفضيل صنف (٧-٨). احسب $r_{Y1}^2, r_{Y2}^2, r_{Y1.2}^2, r_{Y2.1}^2, R^2$ ، اشرح ما يقسه كل معامل وفسر نتائجك.

(١٣-٨) بالإشارة إلى مسألة شحنة الكيمائيات (٧-١٢). احسب $r_{Y1}^2, r_{Y2}^2, r_{Y1.2}^2, r_{Y2.1}^2, R^2$ ، اشرح ما يقسه كل معامل وفسر نتائجك.

(١٤-٨) بالإشارة إلى مسألة ارتياح المريض (٧-١٧).

أ - احسب $r_{Y1}^2, r_{Y1.2}^2, r_{Y1.23}^2$. كيف تأثرت درجة الارتباط الخطي بين Y و X_1 عندما أضيفت متغيرات مستقلة أخرى إلى النموذج؟

ب - قم بتحليل مماثل، كما في الجزء (أ) للدرجة الارتباط الخطي بين Y و X_2 هل تماثل نتائجك هنا تلك التي حصلت عليها في الجزء (أ) من أجل Y و X_1 ؟

(١٥-٨) بالإشارة إلى مسألة رواتب متخصصي الرياضيات (٧-٢٠). احسب: $r_{Y1}^2, r_{Y2}^2, r_{Y3}^2, r_{Y1.2}^2, r_{Y1.23}^2, R^2$ و اشرح ما يقسه كل معامل وفسر نتائجك.

كيف تأثرت درجة الارتباط الخطي بين Y و X_1 عند إضافة متغيرات مستقلة أخرى إلى النموذج؟

(١٦-٨) بالإشارة إلى مسألة تفضيل الصنف (٧-٨).

أ - حول المتغيرات مستخدماً تحويل الارتباط (8.41) وقم بتوفيق نموذج الانحدار المعياري (8.42).

ب - فسّر معامل الانحدار المعياري b_1 .

ج - حول معاملات الانحدار المعيارية المقدرة مستخدماً (8.50) لتعود بها إلى المعاملات الخاصة بتوفيق نموذج الانحدار في متغيراته الأصلية. تحقق أنها مساوية لتلك التي حصلت عليها في المسألة (٧-٨)أ.

(١٧-٨) بالإشارة إلى مسألة شحنة كيماويات (٧-١٢).

أ - حول المتغيرات مستخدماً تحويل الارتباط (8.41) وقم بتوفيق نموذج الانحدار المعياري (8.42).

ب - احسب معامل التحديد بين المتغيرين المستقلين. هل من معنى هنا لاعتبار أن معاملات الانحدار المعيارية تعكس تأثير أحد المتغيرين المستقلين عندما نبقى الآخر ثابتاً؟

ج - حول معاملات الانحدار المعيارية المقدرة مستخدماً (8.50) لتعود بها إلى المعاملات الخاصة بتوفيق نموذج الانحدار في متغيراته الأصلية. تحقق أنها مساوية لتلك التي حصلت عليها في المسألة (٧-١٢)ج.

(١٨-٨) بالإشارة إلى مسألة ارتياح المريض (٧-١٧).

أ - حول المتغيرات مستخدماً تحويل الارتباط (8.41) وقم بتوفيق نموذج الانحدار المعياري (8.42).

ب - احسب معاملات التحديد بين جميع الأزواج من المتغيرات المستقلة. هل تشير هذه إلى أن اعتبار معاملات الانحدار المعيارية هنا كمؤشر لتأثير أحد المتغيرات المستقلة عند إبقاء المتغيرات الأخرى ميثبة هو اعتبار لا يخلو من معنى؟

جـ - حوّل معاملات الانحدار المعيارية المقدّرة مستخدماً (8.50) لتعود بها إلى المعاملات الخاصة بتوفيق نموذج الانحدار في متغيراته الأصلية، تحقق أنها مساوية لتلك التي حصلت عليها في المسألة (٧-١٧) ب.

(١٩-٨) بالإشارة إلى مسألة وواتب متخصصي الرياضيات (٧-٢٠).

أ - حول المتغيرات مستخدماً تحويل الارتباط (8.41) وقم بتوفيق نموذج الانحدار المعياري (8.42).

ب - فسّر معامل الانحدار المعياري b_2^* .

جـ - حول معاملات الانحدار المعيارية المقدّرة باستخدام (8.50) لتعود بها إلى المعاملات الخاصة بتوفيق نموذج الانحدار في متغيراته الأصلية. تحقق أنها مساوية لتلك التي حصلت عليها في المسألة (٧-٢٠) ب.

(٢٠-٨) عرض متحدث في ندوة حول تحليل الانحدار التطبيقي: "في بيانات المسوح من ميادين الأعمال أو العلوم الاجتماعية، لا يمكن، على وجه الخصوص، تجنب درجة ما من الخطية المتعددة" هل تنطبق هذه العبارة بالقدر نفسه على بيانات تجريبية؟

(٢١-٨) بالإشارة إلى مثال شركة زارثان على الصفحة ٣١٦ اقترح مدير المبيعات في الشركة أنه يمكن تحسين مقدرة النموذج على التنبؤ بتحسينات كبيرة، إذا اضيفت النفقات التشجيعية إلى النموذج، باعتبار أنه من المعروف أن لهذه النفقات أثراً مهماً على المبيعات. وقد خصصت الشركة الميزانية التشجيعية الإجمالية إلى المناطق بشكل يتناسب مع عدد سكانها. وهكذا فإن منطقة تتضمن 4.7 بالمائة من عدد السكان الإجمالي لمناطق الدراسة تتلقى 4.7 بالمائة من الميزانية التشجيعية الإجمالية، قوّم إقترح مدير المبيعات.

(٢٢-٨) بالإشارة إلى مثال المتغيرات المستقلة المرتبطة تماماً في الجدول (٨-٨):

أ - طور دالة استجابة أخرى، مشابهة لدالتي الاستجابة (8.55) و(8.56)

تتفق مع البيانات اتفاقاً تاماً؟

ب - ما هو تقاطع العدد اللانهائي من سطوح الاستجابة التي تتفق مع البيانات اتفاقا تاما؟.

(٢٣-٨) في تقرير لمحلل باحث، رفعه إلى الأستاذ المشرف عن تقدمه في البحث، جاء مايلي: "في نموذجنا بثلاثة متغيرات مستقلة المعد للتنبؤ بالمبيعات كانت جميع معاملات الانحدار المقدرة مهمة إحصائيا، ونموذجنا الأولي الجديد بسبع متغيرات مستقلة، وهو يتضمن المتغيرات الثلاثة لنموذجنا المصغر، هو نموذج أقل نجاحا لأن اثنين فقط من معاملات الانحدار السبعة مهمان إحصائيا، ومع ذلك فسي بعض الاستخدامات الأولية كان النموذج الموسع يعطي تنبؤات بالمبيعات أكثر دقة من النموذج المصغر. وأسباب هذه المقارنة قيد الدراسة الآن". علق.

(٢٤-٨) كتب باحثان مايلي: "استخدم بحثنا نموذج انحدار متعدد. وقد تبين أن اثنين من المتغيرات المستقلة، وهما متغيران مهمان في نظريتنا، على درجة عالية من الارتباط في مجموعة البيانات المستخدمة. إلا أننا احتفظنا بالمتغيرين كليهما في النموذج لأن ارتفاع قيمة معامل التحديد المتعدد يجعل هذه الصعوبة غير ذات أهمية". علق.

(٢٥-٨) بالإشارة إلى مسألة تفضيل صنف (٧-٨).

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار الخطي البسيط من المرتبة الأولى (3.1) لإيجاد علاقة بين الرغبة في الصنف Y ومحتوى الرطوبة X_1 ، اكتسب دالة الانحدار التوفيقية.

ب - قارن معامل الانحدار المقدّر لمحتوى الرطوبة الذي حصلت عليه في (أ) بالمعامل المقابل الذي حصلت عليه في المسألة (٧-٨)أ. ماذا وجدت ؟
ج - هل $SSR(X_1)$ يساوي $SSR(X_1 | X_2)$ هنا؟ وإذا لم يكن الأمر كذلك، فهل الفرق مهم؟

د - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X . ماهي الأعباء التي تلقيها هذه المصفوفة علم، نتائجك في الجزئين (ب) و (ج)؟

(٢٦-٨) بالإشارة إلى مسألة شحنة كيماويات (٧-١٢).

- أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار الخطي البسيط من المرتبة الأولى (3.1) لإيجاد علاقة بين عدد الدقائق اللازمة لاستلام شحنة Y وبين الوزن الإجمالي للشحنة X_2 اكتب دالة الانحدار التوفيقية.
- ب - قارن معامل الانحدار المقدر للوزن الإجمالي للشحنة الذي وجدته في الجزء (أ) بالمعامل المقابل الذي حصلت عليه في المسألة (٧-١٢) جـ. ماذا تجد؟
- جـ - هل $SSR(X_2)$ يساوي $SSR(X_2 | X_1)$ هنا ؟ وإذا لم يكن الأمر كذلك فهل الفرق مهم؟
- د - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X . ماهي الأعباء التي تلقيها هذه المصفوفة على نتائجك في الجزئين (ب) و(ج)؟

(٢٧-٨) بالإشارة إلى مسألة ارتياح المريض (٧-١٧).

- أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار الخطي من المرتبة الأولى (7.1) لإيجاد علاقة بين ارتياح المريض Y وعمر المريض X_1 وشدة المرض X_2 . اكتب دالة الانحدار التوفيقية.
- ب - قارن معاملي الانحدار المقدَّرين لعمر المريض وشدة المرض اللذين حصلت عليهما في الجزء (أ). بالمعاملين المقابلين اللذين حصلت عليهما في المسألة (٧-١٧) ب ماذا تجد؟

- جـ - هل $SSR(X_1)$ يساوي هنا $SSR(X_1 | X_2)$ هل $SSR(X_2)$ يساوي $SSR(X_2 | X_1)$ ؟
- د - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X . ماهي الأعباء التي تلقيها هذه المصفوفة على نتائجك في الجزئين (ب) و(ج)؟

(٢٨-٨) بالإشارة إلى مسألة رواتب المتخصصين في الرياضيات (٧-٢٠).

- أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار الخطي من المرتبة الأولى (7.1) لإيجاد علاقة بين الرواتب السنوية Y وبين نوعية النشر X_1 والخبرة X_2 اكتب دالة الانحدار المقدَّرة.

- ب - قارن معاملي الانحدار المقدَّرين لنوعية النشر والخبرة بالمعاملات المقابلة التي حصلت عليها في المسألة (٧-٢٠) ب ماذا تجد؟

جـ - هل $SSR(X_2)$ يساوي $SSR(X_2 | X_3)$ هنا؟ هل $SSR(X_1)$ و $SSR(X_1 | X_3)$ متساويان؟

د - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X . ماهي الأعباء التي تلقىها هذه المصفوفة على نتائجك في الجزئين (ب) و (ج)؟.

تمارين

(٢٩-٨) أ - عرّف كلا من مجاميع المربعات الإضافية التالية:

(١) $SSR(X_3 | X_1)$ ؛ (٢) $SSR(X_3, X_4 | X_1)$ ؛ (٣) $SSR(X_4 | X_1, X_2, X_3)$ ؛

ب - في نموذج انحدار متعدد بخمس متغيرات مستقلة. ماهو مجموع المربعات

الإضافي المناسب لاختبار ما إذا كان $\beta_3 = 0$ أم لا؟ ما إذا كان $\beta_2 = \beta_4 = 0$ أم لا؟.

أم لا؟.

(٣٠-٨) بين أن:

$$SSR(X_1, X_2, X_3, X_4) = SSR(X_1) + SSR(X_2, X_3 | X_1) + SSR(X_4 | X_1, X_2, X_3) :$$

$$SSR(X_1, X_2, X_3, X_4) = SSR(X_2, X_3) + SSR(X_1 | X_2, X_3) + SSR(X_4 | X_1, X_2, X_3) :$$

(٣١-٨) بالإشارة إلى مسألة تفضيل صنف (٧-٨).

أ - احذر Y على X_2 مستخدما نموذج الانحدار الخطّي البسيط (3.1) وأوجد الرواسب.

ب - احذر X_1 على X_2 مستخدما نموذج الانحدار الخطّي البسيط (3.1) وأوجد الرواسب.

جـ - احسب معامل الارتباط البسيط بين المجموعتين من الرواسب وبنّ أنها تساوي $r_{y1.2}$.

(٣٢-٨) درس طالب جامعي يعمل في مخزن للثياب في المدينة الجامعية، يخدم زبائنه من الطلاب، العلاقة بين العلاوة الشهرية التي يتلقاها الزبون (X_1) وعدد السنوات التي قضاها الزبون في الجامعة (X_2) وقيمة المبيعات للزبون بالبدولار حتى تاريخه (Y) ونموذج التنبؤ الذي طبق كان:

اكتب النماذج المحفظة لاختبار ما إذا كان أم لا؛

$$\beta_1 = \beta_2 = 0 \text{ (١)}، \beta_0 = 0 \text{ (٢)}، \beta_3 = 5 \text{ (٣)}، \beta_0 = 10 \text{ (٤)}، \beta_3 = \beta_2 \text{ (٥)}،$$

(٣٣-٨) طُبِّق نموذج الانحدار التالي في دراسة لمصادر المياه:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i1} X_{i2} + \beta_4 \sqrt{X_{i3}} + \varepsilon_i$$

اكتب النماذج المحفظة لاختبار ما إذا كان أم لا :

$$\beta_4 = 7 \text{ (٤)}، \beta_1 = \beta_2 = 5 \text{ (٣)}، \beta_3 = 0 \text{ (٢)}، \beta_3 = \beta_4 = 0 \text{ (١)}$$

$$r_{2,1}^2 \text{ من أجل (8.38) و (8.33) بين تكافؤ العبارتين في (3٤-٨)}$$

(٣٥-٨) بالإشارة إلى بيانات مثال إنتاجية طاقم عمل في الجدول (٦-٨).

أ - أوجد، من أجل المتغيرات المحولة وفقا لـ (8.41) (١) $X'X$ ، (٢) $X'Y$ ،

$$(٣) b \text{ و } (٤) \{b\}^2.$$

ب - بين أن معاملات الانحدار المعيارية التي حصلت عليها في الجزء (أ) (٣)

على صلة بمعاملات الانحدار لنموذج الانحدار في متغيراته الأصلية وفقا

للعلاقة (8.50).

$$(٣٦-٨) استنبط العلاقات بين β_k و β_k' في (8.43a) في حالة $p - 1 = 2$.$$

(٣٧-٨) استنبط العبارة الخاصة بـ $X'Y$ في (8.48) في حالة نموذج الانحدار المعياري

$$(8.42) \text{ وحيث } p - 1 = 2.$$

(٣٨-٨) بالإشارة إلى التمرين (٣٢-٨). اعرض لكل حالة من الحالات الفرضية H_0

مستخدما الصياغة المصفوفية (8.66).

(٣٩-٨) بالإشارة إلى التمرين (٣٣-٨). اعرض لكل حالة من الحالات الفرضية H_0

مستخدما الصياغة المصفوفية (8.66).

(٤٠-٨) (نحتاج إلى حساب التفاضل) استنبط مقدر المربعات الدنيا تحت النموذج

المحفز (8.68).

حيث $C\beta = h$ [إرشاد: دالة لاغرانج هي:

$$L = (Y - X\beta)'(Y - X\beta) + \lambda'(C\beta - h) \text{ حيث: } \lambda' = (\lambda_1, \dots, \lambda_r)$$

(٤١-٨) استنبط (8.70) [إرشاد: يَبْنُ أن $(b_F - b_R)' X'X (b_F - b_R) = SSE(R) - SSE(F)$ وأوجد عبارة $b_F - b_R$ من (8.68)].

مشاريع

(٤٢-٨) بالإشارة إلى مجموعة البيانات SMSA فقد تقرر، للتنبؤ بعدد الأطباء العاملين

(Y) في SMSA، اعتبار عدد السكان الكلي (X_1) والدخل الشخصي الإجمالي (X_2) كمتغيرين مستقلين. والمسألة الآن هي ما إذا كان وجود متغير مستقل إضافي في النموذج أمراً مفيداً، وإذا كان الأمر كذلك فأأي المتغيرات يمكن أن يكون الأكثر فائدة. افترض أن نموذج انحدار متعدد من المرتبة الأولى مناسب.

أ - لكل من المتغيرات التالية، احسب معامل التحديد الجزئي علماً أن النموذج يتضمن X_1 و X_2 : مساحة المنطقة (X_3)، النسبة المئوية لمن يتجاوز أعمارهم 65 بين السكان (X_4)، عدد أسرة المستشفيات (X_5) والعدد الإجمالي للجرائم الخطرة (X_6).

ب - على أساس نتائج الجزء (أ)، أي المتغيرات المستقلة الأربعة هي الأفضل؟ هل يتجاوز مجموع المربعات الإضافي المرافق لهذا المتغير تلك المرافقة للمتغيرات الثلاثة الأخرى؟

ج - مستخدماً إحصاء الاختبار F^* ، اختبر ما إذا كان المتغير الذي تقرر أنه الأفضل في الجزء (ب) مفيداً في نموذج الانحدار أم لا وذلك عندما يتضمن النموذج X_1 و X_2 . استخدم $\alpha = 0.01$. اكتب البديلين، قاعدة القرار، والنتيجة. هل يمكن أن تكون إحصاء الاختبار F^* للمتغيرات المهمة الثلاثة الأخرى في حجم الإحصاء F^* هنا؟ ناقش.

(٤٣-٨) بالإشارة إلى مجموعة البيانات SENIC فقد تقرر، للتنبؤ بتوسط فترة إقامة المرضى في مستشفى Y، اعتبار العمر (X_1) وخطورة الإصابة (X_2) كمتغيرين مستقلين. والمسألة الآن هي ما إذا كانت إضافة متغير مستقل إلى النموذج

مفيدة أم لا، وإذا كان الأمر كذلك. أي متغير سيكون الأكثر فائدة، افترض أن نموذج انحدار متعدد من المرتبة الأولى مناسب.

أ - لكل من المتغيرات التالية، احسب معامل التحديد الجزئي علماً أن النموذج يتضمن X_1 و X_2 : نسبة الزرع الروتينيه (X_3)، متوسط الإحصاءات اليومية لعدد المرضى (X_4)، عدد المعرضات (X_5) والخدمات والتسهيلات المتوافرة (X_6)

ب - على أساس النتائج في (أ)، أي المتغيرات الإضافية الأربعة أفضل ؟ هل يتجاوز مجموع المربعات الإضافي المرافق لهذا المتغير تلك المرافقة للمتغيرات الثلاثة الأخرى؟

ج - مستخدماً إحصاءة الاختبار F^* اختبر ما إذا كان المتغير الذي اعتُبر الأفضل في الجزء (ب) مفيداً في نموذج الانحدار أم لا، وذلك عندما يتضمن النموذج X_1 و X_2 ؛ استخدم $\alpha = 0.05$ اكتب البدلين، وقاعدة القرار، والنتيجة. هل يمكن أن تكون إحصاءة الاختبار F^* للمتغيرات المهمة الثلاثة الأخرى في حجم الإحصاءة F^* هنا؟ ناقش.

(٤٤٨) بالإشارة إلى التمرين (٧٩-٢) نرغب في اختبار ما إذا كان $\beta_1 = \beta_2$ أم لا.

مستخدماً طرق المصفوفات، أوجد $SSE(F) - SSE(R)$ وفقاً لـ (8.70).

انحصار كثيرات الحدود

ندرس في هذا الفصل نوعا مهما من نماذج الاستجابة المنحنية، ونعني نموذج انحدار كثيرات الحدود. وهو نموذج الاستجابة المنحني الأكثر استخداما في التطبيق العملي نظرا لسهولة معالجته كحالة خاصة من نموذج الانحدار الخطي العام (7.18) ونناقش أولا بعض نماذج انحدار كثيرات الحدود الشائعة الاستخدام، ثم نقدّم حالتين لتوضيح بعض المشاكل الرئيسة التي تواجهنا في انحدار كثيرات الحدود ونختتم هذا الفصل بمناقشة موجزة لطرائق سطح الاستجابة.

(٩-١) نماذج انحدار كثيرات الحدود

يمكن أن تتضمن نماذج انحدار كثيرات الحدود واحدا أو اثنين أو أكثر من المتغيرات المستقلة. وفضلا عن ذلك يمكن تقديم كل متغير مرفوعا إلى قوى مختلفة. ونوضح الآن بعض الإمكانيات الرئيسة.

متغير مستقل واحد - مرتبة ثانية

يدعى نموذج الانحدار:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + \varepsilon_i \quad (9.1)$$

حيث $x_i = X_i - \bar{X}$ نموذج مرتبة ثانية بمتغير مستقل واحد لأن المتغير المستقل الوحيد يظهر مرفوعا إلى القوة الأولى والقوة الثانية. لاحظ التعبير عن المتغير المستقل كانحراف عن المتوسط \bar{X} والرمز x_i لانحراف المشاهدة. وسبب استخدام الانحرافات حول المتوسط في نماذج انحدار كثيرات الحدود هو أن X ، X^2 والحدود من قوى أعلى ستكون، في الغالب، مرتبطة ارتباطا عاليا. وكما لاحظنا في الفصل الثامن، يمكن أن يسبب هذا صعوبات حسابية جذية عند قلب المصفوفة $X'X$ بغية تقدير معاملات الانحدار. والتعبير عن المتغير المستقل كانحراف عن متوسطه يخفف كثيرا من الخطية

المتعددة، كما سنوضح في المثال التالي، وينحو إلى تجنب الصعوبات الحسابية. وكثيراً ما تكتب معاملات الانحدار في انحدار كثيرات الحدود بطريقة مختلفة قليلاً، وذلك كي تعكس نمط القوى:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_{11} x_i^2 + \varepsilon_i \quad (9.1a)$$

وسنستخدم هذه الرموز في هذا الفصل.

ودالة الاستجابة لنموذج الانحدار (9.1a) هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_{11} x^2 \quad (9.2)$$

وهي دالة قطع مكافئ، وغالباً ما يُقال لها دالة استجابة تربيعية. ويتضمن الشكل (١-٩) مثالين عن دالتي استجابة كثيرة حدود من المرتبة الثانية.

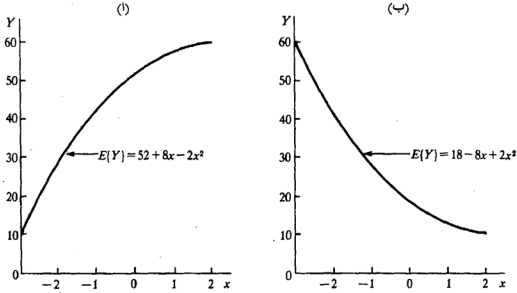
ويعمل معامل الانحدار β_0 متوسط الاستجابة لـ Y عندما $x = 0$ ، أي عندما $X = \bar{X}$. وغالباً ما يدعى معامل الانحدار β_1 معامل التأثير الخطي بينما يدعى β_{11} معامل تأثير تربيعي.

استخدامات نموذج من المرتبة الثانية. لدالة استجابة كثيرة الحدود من المرتبة الثانية (9.2) نوعان أساسيان من الاستخدامات:

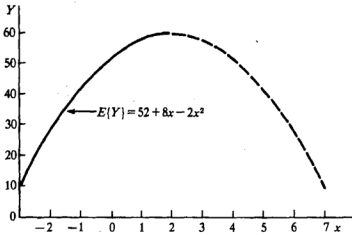
- ١- عندما تكون دالة الاستجابة الصحيحة هي في الحقيقة كثيرة حدود من الدرجة الثانية وتتضمن مركبتين تأثير تجميعيتين خطية وتربيعية.
- ٢- عندما تكون دالة الاستجابة الصحيحة غير معروفة (أو معقدة) ولكن كثيرة حدود من الدرجة الثانية تشكل تقريباً جيداً للدالة الصحيحة.

والنوع الثاني من الاستخدام هو الأكثر شيوعاً إلا أنه يؤدي إلى خطورة من نوع خاص عند القيام بعملية تمديد (أو استيفاء خارجي). ولنتعتبر ثانية الشكل (١-٩)، فقد تشكل دالة الاستجابة هذه توفيقاً جيداً تماماً للبيانات بين أيدينا. ولكن إذا كانت المعلومات حول $E(Y)$ مطلوبة لقيم أكبر لـ x ، فيقود الاستيفاء الخارجي (أو التمديد) لدالة الاستجابة هذه إلى النتائج المبينة في الشكل (٢-٩)، ونعني تحول دالة الاستجابة

شكل (١-٩) أمثلة عن دوال استجابة كثيرة حدود من المرتبة الثانية.



شكل (٢-٩) تمديد دالة الاستجابة من المرتبة الثانية في الشكل (١-٩)



إلى التناقص، مما قد لا يتفق مع حقائق الواقع. وتشترك التحذارات كثرات الحدود بأنواعها جميعا بمثل هذه الخطورة للتمديد (أو الاستيفاء الخارجي)، وخاصة منها

كثيرات الحدود من مرتبة أعلى. فهي إذ تقدم توفيقات جيدة للبيانات التي بين أيدينا يمكن لها أن تنعطف في اتجاهات غير متوقعة عند التمديد إلى ما وراء البيانات.

متغير مستقل واحد - مرتبة ثالثة

ونموذج الانحدار:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_{11} x_i^2 + \beta_{111} x_i^3 + \varepsilon_i \quad (9.3)$$

حيث $x_i = X_i - \bar{X}$ ، هو نموذج مرتبة ثالثة بمتغير مستقل واحد. ودالة الاستجابة لنموذج الانحدار (9.3) هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_{11} x^2 + \beta_{111} x^3 \quad (9.4)$$

ويتضمن الشكل (٩-٣) مثالين لدالتي استجابة كثيرة حدود من المرتبة الثالثة.

متغير مستقل واحد - مراتب أعلى

في الغالب لا تُستخدم نماذج كثيرات الحدود بمتغير مستقل قوته أعلى من ثلاثة، إذ يصبح تفسير معاملات الانحدار صعبا في نماذج كهذه، وقد تؤدي إلى أخطاء مرتفعة في الاستيفاءات الداخلية، وفي الاستيفاءات الخارجية حتى الصغیر منها. وفي هذا المجال لا بد من معرفة أنه يمكن دائما إيجاد نموذج كثيرة حدود من مرتبة عالية بصورة كافية بحيث تشكّل توفيقا تاما للبيانات. وعلى سبيل المثال، فإن توفيق دالة انحدار كثيرة حدود بمتغير مستقل واحد من المرتبة 1 - n يستمر عبر الـ n من قيم Y الملحوظة جميعا. وبالتالي ينبغي للمرء أن يكون حذرا من استخدام كثيرات حدود من مرتبة عالية لمجرد الحصول على توفيق جيد. فقد لا تبين دوال الانحدار كهذه بوضوح العناصر الأساسية لعلاقة الانحدار بين X و Y كما أنها قد تقود إلى استيفاءات داخلية وخارجية خاطئة.

متغيران مستقلان - مرتبة ثانية

نموذج الانحدار:

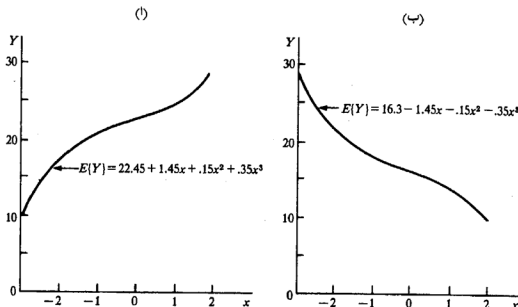
$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_{11} x_{i1}^2 + \beta_{22} x_{i2}^2 + \beta_{12} x_{i1} x_{i2} + \varepsilon_i \quad (9.5)$$

حيث:

$$x_{i1} = X_{i1} - \bar{X}_1$$

$$x_{i2} = X_{i2} - \bar{X}_2$$

شكل (٣-٩) أمثلة عن دوال استجابة كثيرة حدود من المرتبة الثالثة.



هو نموذج مرتبة ثانية بمتغيرين مستقلين. ودالة الاستجابة هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \beta_{12} x_1 x_2 \quad (9.6)$$

وهي معادلة مقطع مخروطي. لاحظ أن نموذج الانحدار (9.5) يتضمن مركبات خطية وتربيعية منفصلة لكل من المتغيرين المستقلين وحدا جدائيا. ويمثل الحد الجدائي تأثيرات التفاعل بين x_1 و x_2 كما وردت في الفصل السابع. ويدعى المعامل β_{12} ، في الغالب، بمعامل تأثير التفاعل.

وتمثل دالة الاستجابة من المرتبة الثانية (9.6) بمتغيرين مستقلين النوعين الأساسيين من السطوح الموضحة في الشكل (٣-٧). وتشكل الحواف المستقرة والصاعدة حالات حدية لهذين النوعين الأساسيين من سطوح الاستجابة.

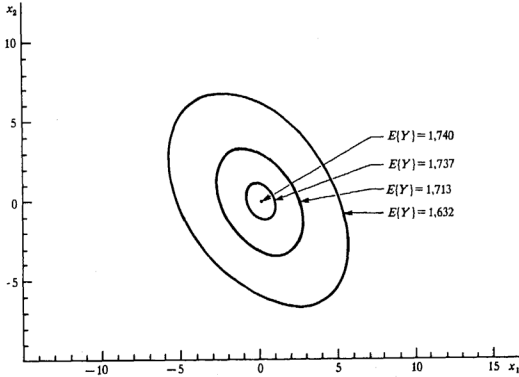
ويكون من الأيسر، في الغالب، تصوير سطح الاستجابة من المرتبة الثانية (9.6) بدلالة منحنيات خطوط التساوي. ويتضمن الشكل (٤-٩) تمثيلا بدلالة منحنيات خطوط التساوي لدالة الاستجابة:

$$E\{Y\} = 1,740 - 4x_1^2 - 3x_2^2 - 3x_1x_2 \quad (9.7)$$

لاحظ أن لسطح الاستجابة هذا قيمة عظمى عند $x_1 = 0$ و $x_2 = 0$.

شكل (٩.٩) مثال عن سطح استجابة تربيعي بدلالة منحنيات خطوط التساوي:

$$E\{Y\} = 1,740 - 4x_1^2 - 3x_2^2 - 3x_1x_2$$



ويمكن تكيف نماذج كثيرات حدود بمتغيرين مستقلين (أو أكثر) بصورة جيدة إلى حالات تكون دالة الاستجابة فيها غير معروفة والمطلوب تطوير نموذج مناسب بصورة تجريبية.

ملاحظة

يعتبر الحد الجذائسي $\beta_{12} x_1 x_2$ في (9.6) حداً من المرتبة الثانية، مثله مثل $\beta_{11} x_1^2$ أو $\beta_{22} x_2^2$ ، ويمكن رؤية السبب بسهولة لدى كتابة الحدين الآخرين، على الترتيب، في صيغة $\beta_{22} x_2^2$ و $\beta_{11} x_1^2$.

ثلاثة متغيرات مستقلة - مرتبة ثانية

نموذج الانحدار من المرتبة الثانية بثلاثة متغيرات مستقلة هو:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \beta_{11} x_{i1}^2 + \beta_{22} x_{i2}^2 + \beta_{33} x_{i3}^2 + \beta_{12} x_{i1} x_{i2} + \beta_{13} x_{i1} x_{i3} + \beta_{23} x_{i2} x_{i3} + \varepsilon_i \quad (9.8)$$

حيث: $x_{i1} = X_{i1} - \bar{X}_1$

$$x_{i2} = X_{i2} - \bar{X}_2$$

$$x_{i3} = X_{i3} - \bar{X}_3$$

ودالة الاستجابة لنموذج الانحدار هذا هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \beta_{33} x_3^2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{13} x_1 x_3 + \beta_{23} x_2 x_3 \quad (9.9)$$

والمعاملات β_{12} ، β_{13} و β_{23} هي معاملات تأثيرات التفاعل للتفاعلات بين أزواج من المتغيرات المستقلة.

استخدامات نماذج الانحدار كثرات الحدود

لايشكل توفيق نماذج انحدار كثرات الحدود مسألة جديدة باعتبارها، كما رأينا في الفصل السابع، حالات خاصة من نموذج الانحدار الخطي العام (7.18). وبالتالي تتطابق هنا جميع النتائج السابقة الخاصة بتوفيق نموذج، وكذلك النتائج السابقة حول القيام باستقرارات.

وعند استخدام نموذج انحدار كثيرة حدود كتقريب لدالة الانحدار الصحيحة، فسيقوم المرء في الغالب، بتوفيق نموذج مرتبة ثانية أو مرتبة ثالثة ثم يستطلع ما إذا كان نموذج من مرتبة أدنى مناسباً. وعلى سبيل المثال، يمكن توفيق النموذج:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_{11} x_i^2 + \beta_{111} x_i^3 + \varepsilon_i$$

بمتغير مستقل واحد، مع الأمل بأنه يمكن إلغاء الحد التكعيبي وربما الحد التربيعي أيضاً. وهكذا، قد نرغب في اختبار ما إذا كان $\beta_{111} = 0$ أم لا، أو ما إذا كان كل من β_{11} و $\beta_{111} = 0$ أم لا، وفي الغالب يجري القيام باختبارات مماثلة في نماذج انحدار كثرات حدود بمتغيرين مستقلين أو أكثر.

(٢-٩) مثال ١- متغير مستقل واحد

ونوضح الآن بعض الأنواع الرئيسة لتحليلات تتم عادة في نماذج انحدار ككثيرات الحدود بمتغير مستقل واحد.

عرض المسألة

رغب مُحلِّل من الهيئة المسؤولة عن سلسلة من محلات الكافيتريا تحري العلاقة بين عدد آلات صرف القهوة بطريقة الخدمة الذاتية في محل كافيتريا وبين مبيعات القهوة. وقد اختبر للتجربة أربعة عشر محلا تتشابه من حيث حجم العمل، نوع الزبائن، والموقع. وتراوح عدد آلات الخدمة الذاتية المتوافرة في المحلات التي تناولتها التجربة بين صفر (يقدم القهوة هنا عامل) وبين ست آلات، وقد خصصت الآلات إلى المحلات بطريقة عشوائية.

ويتضمن الجدول (٩-١) نتائج الدراسة التجريبية. وقيست المبيعات، عمات الجالونات من القهوة المباعة.

توفيق نموذج

يعتقد المحلل أن العلاقة بين المبيعات وعدد آلات الخدمة الذاتية هي علاقة تربيعية ضمن مدى المشاهدات، إذ ينبغي أن تزيد المبيعات مع زيادة عدد الآلات، ولكن إذا أصبح المكان مزدحما بالآلات تبدأ الزيادة بالتراجع. وبالتالي يرغب المحلل في توفيق نموذج الانحدار التربيعي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_{11} x_i^2 + \varepsilon_i \quad (9.10)$$

حيث: $x_i = X_i - \bar{X}$

ويتوقع المحلل، فضلا عن ذلك، أن تتبع حدود الخطأ ε_i ، بصورة مقبولة، التوزيع الطبيعي بتباين ثابت.

والمصفوفتان X و Y لهذا التطبيق معطيتان في الجدول (٢-٩). لاحظ أن المصفوفة X تتضمن عمودا من المقادير 1 وعمودا من مشاهدات المتغير المستقل x معبرا عنها كانحرافات عن متوسطها ($\bar{X} = 3$)، وعمودا من قيم x^2 .

جدول (١-٩) بيانات مثال مبيعات القهوة في كافتيريا

الكافيتريا i	عدد آلات الخدمة الذاتية x_i	مبيعات القهوة (مئات الجالونات) y_i
1	0	508.1
2	0	498.4
3	1	568.2
4	1	577.3
5	2	651.7
6	2	657.0
7	3	713.4
8	3	697.5
9	4	755.3
10	4	758.9
11	5	787.6
12	5	792.1
13	6	841.4
14	6	831.8

لاحظ أيضا في الجدول (٢-٩) أن كلا من القيم الصغيرة والكبيرة لـ x يقابلها قيم كبيرة لـ x^2 . وكنتيجة لذلك، وبسبب تناظر الانحرافات، فإن معامل الارتباط البسيط بين X و X^2 في الجدول (٢-٩)، هو $r = 0$ ولو أن نموذج انحدار كثيرات الحدود استخدم قيم X الأصلية:

X :	0	0	1	1	...	6	6
X^2 :	0	0	1	1	...	36	36

فستوافق القيم الصغيرة لـ X قيما صغيرة فقط لـ X^2 ، وسيوافق القيم الكبيرة لـ X قيما كبيرة فقط لـ X^2 . وفي هذه الحالة، فإن معامل الارتباط البسيط بين X و X^2 سيصبح $r = 0.961$. وهذا يوضح أن استخدام انحرافات قيم المتغير المستقل عن المتوسط يقود إلى ارتباط أقل بكثير بين المتغيرات X في نماذج انحدار كثيرات الحدود. وفي مثالنا هنا، نجد أن x و x^2 في الحقيقة، غير مرتبطين بسبب تناظر الانحرافات x .

ومن هنا فصاعدا فإن الحسابات هي مجرد روتين. ويمكن القيام بالحسابات المصفوفية بصورة يدوية، كما أوضحنا في الفصل السابع، أو نستخدم برنامج حاسوب للانحدار المتعدد. وبما أننا لانواجه هنا أية مشاكل جديدة. فنقدم في الجدول (٣-٩) ببساطة النتائج الأساسية لبرنامج حاسوب، بما في ذلك مجاميع المربعات الإضافية التي نحتاجها ومصفوفة الـ S^2 .

جدول (٧-٩) مصفوفات للبيانات لمثال مبيعات القهوة في كافيتريا

	x	x^2
508.1	1 -3	9
498.4	1 -3	9
568.2	1 -2	4
577.3	1 -2	4
651.7	1 -1	1
657.0	1 -1	1
713.4	1 0	0
697.5	1 0	0
755.3	1 1	1
758.9	1 1	1
787.6	1 2	4
792.1	1 2	4
841.4	1 3	9
831.8	1 3	9

$Y =$

$X =$

جدول (٣-٩) نتائج الانحدار لمثال مبيعات القهوة في كافيتريا

(أ) معاملات الانحدار			
r^*	معامل الانحدار المقدر	معامل الانحدار المقدر	معامل الانحدار
219.91	3.208	705.474	β_0
52.28	1.050	54.893	β_1
-7.01	0.606	-4.249	β_{11}
(ب) تحليل التباين			
MS	df	SS	مصدر التغير
85,887	2	171,773	الانحدار
168,741	1	168,741	x
3,033	1	3,033	$x^2 x$
61.7	11	679	الخطأ
	13	172,453	المجموع

(ج) مصفوفة $s^2\{b\}$

10.2912	0	-1.4702
0	1.1026	0
-1.4702	0	0.3675

ودالة الانحدار التوفيقية هي:

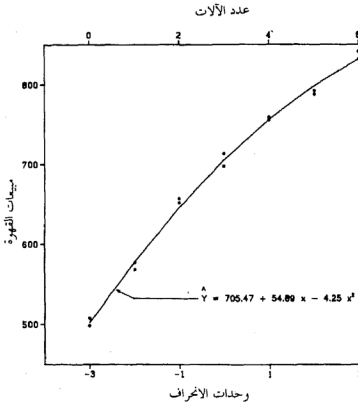
$$\hat{Y} = 705.47 + 54.89x - 4.25x^2 \quad (9.11)$$

وقد رُسمت دالة الاستجابة هذه في الشكل (٩-٥)، بالإضافة إلى البيانات الأصلية، ونبين السلم الأفقي معبرا عنه في أسفل الشكل بوحدة الانحرافات x وفي أعلى الشكل بالوحدات الأصلية X .

الشكل الجبري للمعادلات الناقمية. الشكل الجبري لمعادلات المربعات الدنيا الناقمية:

$$X'X b = X'Y$$

شكل (٩-٥) انحدار كثيرة حدود توفيقية من المرتبة الثانية - مثال مبيعات القهوة في كافيريا.



لنموذج انحدار كثيرات الحدود من المرتبة الثانية (9.10)، يمكن الحصول عليها بسهولة من (7.68) باستبدال x_i و x_i^2 بـ X_{i1} و X_{i2} على الترتيب. وبما أن $\sum x_i = 0$ ، فهذا

يُنتج المعادلات الناعمية التالية:

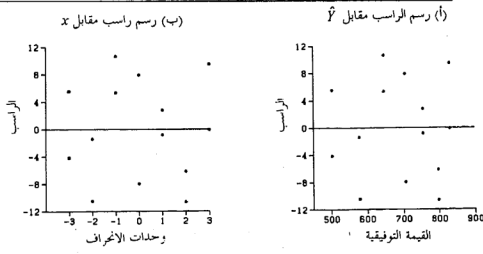
$$\begin{aligned}\sum Y_i &= nb_0 + b_{11} \sum x_i^2 \\ \sum x_i Y_i &= b_1 \sum x_i^2 + b_{11} \sum x_i^3 \\ \sum x_i^2 Y_i &= b_0 \sum x_i^2 + b_1 \sum x_i^3 + b_{11} \sum x_i^4\end{aligned}\quad (9.12)$$

تحليل صلاحية النموذج

تحليل الراسب. ولدراسة صلاحية نموذج الانحدار (9.10) للبيانات المعطاة فقد رسم المثلث الرواسب e_i مقابل القيم التوفيقية، كما هو مبين في الشكل (٦-٩) أ، وكذلك مقابل المتغير المستقل x_i معبرا عنه بوحدات انحراف، كما هو مبين في الشكل (٦-٩) ب. ولا نقدم حسابات e_i باعتبارها مجرد روتين.

ولا توجد، بين الرواسب، انحرافات نمطية واضحة عن الصفر، وذلك عندما يزداد أي من \bar{x} أو x ، مما يقترح جودة توفيق دالة الاستجابة التوزيعية. ويؤدي رسم الانتشار في الشكل (٥-٩) إلى هذه النتيجة أيضا. وفضلا عن ذلك لا توجد، في الشكلين (٦-٩) أ و (٦-٩) ب، أية نزعة للتغير بصورة نمطية في انتشار الرواسب، وهكذا يبدو افتراض ثبات تباين الخطأ افراضا معقولا. ولا يقدم رسم الاحتمال الطبيعي (غير مبين هنا) أية دلالة قوية لانتعاد توزيع حدود الخطأ عن الطبيعي.

شكل (٦-٩) رسوم الرواسب لمثال مبيعات القهوة في كافيتريا.



واستنادا إلى هذه الدراسة حول صلاحية النموذج كان المحلل مستعدا بكل ترحاب لاستنتاج أن نموذج انحدار الخطأ الطبيعي (9.10) مع تباين خطأ ثابت هو نموذج مناسب هنا.

اختيار من أجل دالة استجابة تربيعية. بما أن لدينا مشاهدتين مكررتين عند كل مستوى لـ x ، فكان يمكن للمحلل أن يستخدم الاختبار الرسمي (7.57) لصلاحية دالة الانحدار والبدائل هنا هي:

$$\begin{aligned} H_0: E\{Y\} &= \beta_0 + \beta_1 x + \beta_{11} x^2 \\ H_a: E\{Y\} &= \beta_0 + \beta_1 x + \beta_{11} x^2 \end{aligned} \quad (9.13)$$

وقد عرضنا سابقا في الجدول (٣-٩) ب نتائج التحاين الأساسية ومن بيانات الجدول (٢-٩) نحصل على مجموع مربعات الخطأ البحث (4.11) كما يلي:

$$SSPE = (508.1 - 503.25)^2 + (498.4 - 503.25)^2 + (568.2 - 572.75)^2 + \dots + (831.8 - 836.6)^2 = 292$$

لاحظ أن $\bar{Y}_1 = 503.25$ من أجل $x = -3$ ، $\bar{Y}_2 = 572.75$ من أجل $x = -2$ ، وهلم جرا. وهناك $c = 7$ مستويات متميزة لـ x وهكذا يكون $n - c = 14 - 7 = 7$ درجات حرية موافقة لـ $SSPE$ ، وبالتالي لدينا:

$$MSPE = \frac{SSPE}{7} = \frac{292}{7} = 41.7$$

وباستخدام (4.19) نحن الآن في موقع يمكننا معه الحصول على مجموع مربعات نقص التوفيق:

$$SSLF = SSE - SSPE = 679 - 292 = 387$$

وتوجد $c - p = 7 - 3 = 4$ درجات حرية موافقة لـ $SSLF$. (لنتذكر أننا مضطرون لتقدير $p = 3$ معالم في دالة الانحدار التوفيقية) وهكذا نجد:

$$MSLF = \frac{SSLF}{4} = \frac{387}{4} = 96.8$$

وتصبح الإحصاءة (7.57b) هنا:

$$F^* = \frac{MSLF}{MSPE} = \frac{96.8}{41.7} = 2.32$$

وبافتراض مستوى معنوية 0.05، نحتاج إلى $F(.95; 4, 7) = 4.12$. وبما أن $F^* = 2.32 \leq 4.12$ فنستنتج H_0 ، أي أن دالة الانحدار التربيعية مناسبة.

اختبار ما إذا كان β_{11} مساويا للصفر
اختبار t . درس المحلل بعد ذلك ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التربيعي من النموذج.
ولذلك رغب في اختبار الفرضية.

$$H_0 : \beta_{11} = 0 \quad (9.14)$$

$$H_a : \beta_{11} \neq 0$$

وتتضمن H_0 أنه لا يوجد تأثير تربيعي في دالة الاستجابة.

ويشير الجدول (٩-٣) إلى أن:

$$t^* = \frac{b_{11}}{s\{b_{11}\}} = \frac{-4.249}{0.606} = -7.012$$

ومن أجل مستوى معنوية 0.05 نحتاج إلى $t(975; 11) = 2.201$. وقاعدة القرار هي:

$$H_0 \text{ استنتج} \quad |t^*| \leq 2.201$$

$$H_a \text{ استنتج} \quad |t^*| > 2.201$$

وبما أن $|t^*| = 7.012 > 2.201$ نستنتج H_a ، أي أن التأثير التربيعي موجود وبالتالي ينبغي الاحتفاظ بالحد التربيعي في النموذج.

اختبار F جزئي. كان يمكن للمحلل أن يستخدم اختبار F الجزئي لاختبار النتيجة المناسبة في (9.14). وفي الحقيقة، فقد حدد ترتيب دخول المتغيرين x و x^2 إلى برنامج توفيق الانحدار بحيث يحصل على مجاميع المربعات $SSR(x)$ و $SSR(x^2|x)$ في مخرجات الحاسوب. وبالاستفادة من إحصاء اختبار F الجزئي (8.22) والنتيجة في الجدول (٩-٣) ب، نحصل على:

$$F^* = \frac{MSR(x^2|x)}{MSE} = \frac{3.033}{61.7} = 49.2$$

ولستوى معنوية 5 بالمائة، نحتاج إلى $F(95; 1, 11) = 4.84$. وبما أن $F^* = 49.2 > 4.84$ فهذا يقودنا إلى استنتاج H_a ، كما هو الحال مع الاختبار t .

ملاحظة

يمكن أن نلاحظ هنا العلاقة التي ناقشناها في الفصل السابق بين الاختبارين t و F لفرضية أن معامل الانحدار يساوي الصفر. ولدينا من أجل إحصاءتي الاختبار:

$$(t^*)^2 = (-7.012)^2 = 49.2 = F^*$$

تقدير معاملات الانحدار

رغب المحلل بعد ذلك في الحصول على حدود ثقة لمعامل الانحدار β_1 و β_{11} بمعامل ثقة عائلي 0.90 باستخدام طريقة بونفروني.

نرغب هنا بعبارتين وبالتالي لدينا من (7.47a):

$$B = t[1 - 0.10 / 2(2); 11] = t(0.975; 11) = 2.201$$

ونجد من الجدول (٣-٩):

$$\begin{aligned} b_1 &= 54.893 & s\{b_1\} &= 1.050 \\ b_{11} &= -4.249 & s\{b_{11}\} &= 0.606 \end{aligned}$$

ومن (7.47) تكون حدود ثقة بونفروني بالتالي $54.893 \pm 2.201(1.050)$ و $-4.249 \pm 2.201(0.606)$ ، مما يعطي فترتي الثقة:

$$52.58 \leq \beta_1 \leq 57.20$$

$$-5.58 \leq \beta_{11} \leq -2.92$$

وكان المحلل مرتاحا لدقة هاتين العبارتين، وهو يشعر بأن الفترتين ضيقتان ضيقا كافيا لإمداده بمعلومات متزامنة موثوقة عن الحجم النسبي للتأثيرين الخطي والتربيعي.

معامل التحديد المتعدد

وللحصول على مقياس وصفي لدرجة الصلة بين مبيعات القهوة وعدد آلات الخدمة الذاتية، قام المحلل بحساب معامل التحديد المتعدد المعطى في (7.35) مستخدما بيانات الجدول (٣-٩) ب، فوجد:

$$R^2 = \frac{SSR}{SSTO} = \frac{171,773}{172,453} = 0.996$$

ويبين هذا المقياس أن المتغير في مبيعات القهوة ينخفض بنسبة 99.6 بالمائة عند استخدام علاقة تربيعية في عدد آلات الخدمة الذاتية.

نلاحظ أن معامل التحديد المتعدّد R^2 هو المقياس المناسب هنا وليس معامل التحديد البسيط r^2 باعتبار أن النموذج (9.10) هو نموذج انحدار متعدد بالرغم من أنه يتضمن متغيراً مستقلاً واحداً فقط. وفي الانحدار المنحني يدعى معامل الارتباط المتعدد R ، أحياناً، دليل الارتباط.

تقدير متوسط استجابة

كان المحلل مهتماً، على وجه الخصوص، بمتوسط الاستجابة في حالة $X_h = 3$ آلات خدمة ذاتية. وقد رغب بتقدير متوسط الاستجابة هذا بمعامل ثقة 98 بالمائة. وتقدير الفترة المناسب معطى في (7.54). وفي مثالنا، حيث $x_h = X_h - \bar{X} = 3 - 3 = 0$ لدينا:

$$X_h = \begin{bmatrix} 1 \\ x_h \\ x_h^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

ومتوسط الاستجابة المقدّر \hat{Y}_h الموافق لـ X_h استناداً إلى (7.50) هو:

$$\hat{Y}_h = X_h' b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 705.474 \\ 54.893 \\ -4.249 \end{bmatrix} = 705.474$$

وباستخدام نتائج الجدول (٩-٣) الخاصة بـ $\{b\}$ ، نحصل الآن، عند التعويض

$$s^2 \{ \hat{Y}_h \} = X_h' s^2 \{ b \} X_h \quad \text{في (7.53) على:}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 10.2912 & 0 & -1.4702 \\ 0 & 1.1026 & 0 \\ -1.4702 & 0 & 0.3675 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = 10.2912$$

أو $s \{ \hat{Y}_h \} = 3.208$. ونحتاج إلى $t(99; 11) = 2.718$. وبالتالي يكون حداً الثقة،

$$705.474 \pm 2.718(3.208)$$

$$696.8 \leq E\{Y_h\} \leq 714.2$$

بمعامل ثقة 0.98، ويمكن للمحلل أن يستنتج أن متوسط مبيعات القهوة عند استخدام ثلاث آلات خدمة ذاتية يتراوح بين 696.8 و714.2 من مئات الجالونات.

دالة الانحدار بدلالة X

ولأغراض كتابة تقرير، يرغب المحلل في التعبير عن دالة الانحدار التوفيقية (9.11) بدلالة X بدلا من أن تكون بدلالة الانحرافات $\bar{X} - X = x$. ودالة الانحدار التوفيقية المكافئة بدلالة المتغير الأصلي X هي:

$$\hat{Y} = b'_0 + b'_1 X + b'_{11} X^2 \quad (9.15)$$

حيث نحصل على المعاملات كما يلي:

$$b'_0 = b_0 - b_1 \bar{X} + b_{11} \bar{X}^2 \quad (9.15a)$$

$$b'_1 = b_1 - 2b_{11} \bar{X} \quad (9.15b)$$

$$b'_{11} = b_{11} \quad (9.15c)$$

وفي مثالنا، حيث $\bar{X} = 3$ نجد:

$$b'_0 = 705.474 - 54.893(3) + (-4.249)(3)^2 = 502.554$$

$$b'_1 = 54.893 - 2(-4.249)(3) = 80.387$$

$$b'_{11} = -4.249$$

وهكذا تكون دالة الانحدار التوفيقية بدلالة X كما يلي:

$$\hat{Y} = 502.554 + 80.387X - 4.249X^2$$

والقيم التوفيقية والرواسب الناتجة عن دالة الانحدار بدلالة X تبقى نفسها بالضبط كما في دالة الانحدار بدلالة الانحرافات x . وكما نوهنا سابقا، فإن سبب استخدام النموذج (9.10)، المعبر عنه بدلالة الانحرافات x ، هو تجنب الصعوبات الحسابية الكبيرة التي تسببها الخطية المتعددة بين X و X^2 ، المتأصلة في انحدار كثيرات الحدود.

ملاحظة

لا تنطبق الانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار في الجدول (٩-٣)أ على معاملات الانحدار بدلالة X في (9.15). وإذا رغبتنا بالانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار بدلالة X فيمكن الحصول عليها من $\{b\} s^2$ في الجدول (٩-٣)ج. مستخدمين النظرية (6.47) حيث نستنبط مصفوفة التحويل A من (9.15 a,b,c).

(٣-٩) مثال ٢- متغيران مستقلان

سنناقش الآن مثالاً آخر لانحدار كثيرات الحدود يتضمن متغيرين مستقلين. وبدلاً من المضي في هذا المثال عبر جميع المراحل المختلفة للتحليل، كما فعلنا في المثال الأول، سنركز هنا بصورة رئيسة على تأثيرات التفاعل والتأثيرات التربيعية.

جدول (٤-٩) بيانات مثال خلايا الطاقة.

خلية	(١) معدل الشحن	(٢) درجة الحرارة	(٣) قيم مرفزة	(٤) عدد الدورات
i	X_{i1}	X_{i2}	X_{i1}	Y_i
1	0.6	10	-1	150
2	1.0	10	0	86
3	1.4	10	1	49
4	0.6	20	-1	288
5	1.0	20	0	157
6	1.0	20	0	131
7	1.0	20	0	184
8	1.4	20	1	109
9	0.6	30	-1	279
10	1.0	30	0	235
11	1.4	30	1	224
	$\bar{X}_1 = 1.0$	$\bar{X}_2 = 20$		

المصدر: S.M. Sidik, H. F. Leibecki, and J.M. Bozek, *Cycles Till Failure of Silver-Zinc Cells with Competing Failure Modes - Preliminary Data Analysis*, NASA Technical Memorandum 81556, 1980.

عرض المسألة

درس باحث تأثيرات معدل الشحن الكهربائي ودرجة الحرارة على حياة نوع جديد من خلايا الطاقة. وقد نُفذت التجربة بحيث ضُبِطت معدلات الشحن (X_1) عند ثلاثة مستويات (0.60، 1.0 و 1.4 أمبير) وضُبِطت درجة حرارة المحيط (X_2) عند ثلاثة مستويات (10، 20 و 30 درجة مئوية). وقد أُبقيت العوامل المتعلقة بتفريغ خلية الطاقة عند مستويات ثابتة. وقد قيس عمر خلية الطاقة (Y) بدلالة عدد دورات التفريغ - الشحن التي عانتها الخلية قبل فشلها النهائي. والبيانات الناتجة عن الدراسة مبينة في

الأعمدة (١)، (٢) و (٥) من الجدول (٩-٤).

لم يكن الباحث متأكدا من طبيعة دالة الاستجابة ضمن مدى العوامل المدروسة. وبالتالي قرر توفيق نموذج انحدار كثيرة حدود من المرتبة الثانية (9.5):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_{11} x_{i1}^2 + \beta_{22} x_{i2}^2 + \beta_{12} x_{i1} x_{i2} + \varepsilon_i \quad (9.16)$$

ودالة الاستجابة لهذا النموذج هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \beta_{12} x_1 x_2 \quad (9.16a)$$

وبسبب الطبيعة المتوازنة لمستويات X_1 و X_2 المدروسة، فقد عرّف الباحث الانحرافات X_1 و X_2 عن متوسطاتها الموافقة بوحدات مريحة حسابيا، وذلك كما يلي:

$$\begin{aligned} x_{11} &= \frac{X_{11} - \bar{X}_1}{0.4} = \frac{X_{11} - 1.0}{0.4} \\ x_{12} &= \frac{X_{12} - \bar{X}_2}{10} = \frac{X_{12} - 20}{10} \end{aligned} \quad (9.16b)$$

حيث يمثل المقام لكل متغير الفرق بين مستويين متجاورين. ومتغيرات الانحراف هذه مبنية في العمودين (٣) و (٤) من الجدول (٩-٤). لاحظ أن الانحرافات المعروفة في (9.16b) تقود إلى ترميز بسيط لمستويات X_1 و X_2 بدلالة -1، 0 و 1.

وكان الباحث مهتما، على وجه الخصوص، بما إذا كان ينبغي للنموذج أن يتضمن تأثيرات تفاعل وتأثيرات منحنية وذلك ضمن المدى المدروس للمتغيرات X .

تطوير نموذج

يتضمن الجدول (٩-٥) أ نتائج الانحدار الأساسية لتوفيق النموذج (9.16). وقد تحمى الباحث أولا صلاحية نموذج الانحدار هذا للبيانات المتوافرة. ورسوميات الرواسب مقابل \hat{Y} ، x_1 و x_2 مبنية في الشكل (٩-٧)، وكذلك رسم احتمال طبيعي. ولا يقترح أي من هذه الرسوم أي قدر كبير من عدم ملائمة نموذج الانحدار (9.16) ومعامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وتوقعاتها تحت الطبيعية هو 0.974، مما يدعم افتراض طبيعية حدود الخطأ (انظر الجدول ٩-٣).

ويمكن الحصول على مؤشر آخر لصلاحية النموذج (9.16) من الاختبار الرسمي

(7.57) لجودة توفيق دالة الانحدار (9.16a)، باعتبار أنه تتوافر عدة تطبيقات عند $x_1=0$ و $x_2 = 0$ وبمجموع مربعات الخطأ البحث (4.11) بسيط هنا، إذ لا تتوافر التكرارات إلا في تركيب واحد فقط من تراكيب المستويات:

$$SSPE = (157 - 157.33)^2 + (131 - 157.33)^2 + (184 - 157.33)^2 = 1,404.67$$

جدول (٥-٩) نتائج الانحدار لنموذج كثيرة الحدود من المرتبة الثانية (9.16) مثال خلايا الطاقة.

(أ) معاميل الانحدار			
معامل الانحدار	معامل الانحدار المقدر	الانحراف المعياري المقدر	t^*
β_0	162.84	16.61	9.81
β_1	-55.83	13.22	-4.22
β_2	75.50	13.22	5.71
β_{11}	27.39	20.34	1.35
β_{22}	-10.61	20.34	-0.52
β_{12}	11.50	16.19	0.71

(ب) تحليل التباين			
مصدر التغير	SS	df	MS
الانحدار	55,366	5	11,073
x_1	18,704	1	18,704
$x_2 \mid x_1$	34,201	1	34,201
$x_1^2 \mid x_1, x_2$	1,646	1	1,646
$x_2^2 \mid x_1, x_2, x_1^2$	285	1	285
$x_1 x_2 \mid x_1, x_2, x_1^2, x_2^2$	529	1	529
الخطأ	5,240	5	1,048
المجموع	60,606	1	

وبما أنه يوجد هنا $c = 9$ تراكيب متميزة لمستويات المتغيرات فيتوافق مع $SSPE$ هنا

$n - c = 11 - 9 = 2$ درجة حرية. وفضلا عن ذلك، فإن $SSE = 5240$ وفقا للجدول

(٥-٩) ب، وبالتالي يكون مجموع مربعات نقص التوفيق (4.19):

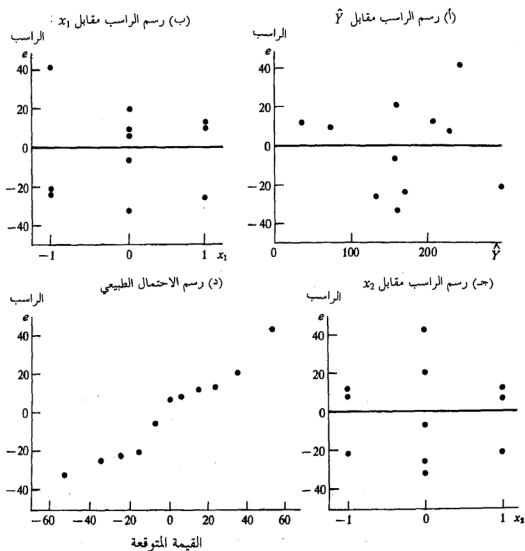
$$SSLF = SSE - SSPE = 5,240 - 1,404.67 = 3,835.33$$

ويرافقها ثلاث درجات حرية $3 = 9 - 6 = p - c$. وهكذا تكون إحصاءة الاختبار

(7.57b) لاختبار ملائمة دالة الانحدار (9.16a) هي:

$$F^* = \frac{SSLF}{c-p} \div \frac{SSPE}{n-c} = \frac{3,835.33}{3} \div \frac{1,404.67}{2} = 1.82$$

شكل (٧-٩) رسومات الراسب لمثال خلايا الطاقة.



ومن أجل $\alpha = 0.05$ نحتاج إلى $F(95; 3, 2) = 19.2$. وبما أن $1.82 \leq F^* = 1.82$. فنستنتج وفقا لقاعدة القرار (7.57c) أن دالة الانحدار كثيرة الحدود من المرتبة الثانية (9.16a) ملائمة.

وقد التفت الباحث، الآن إلى دراسة ما إذا كان نموذج المرتبة الأولى ملائما. وبدائل الاختبار هي:

$$H_0: \beta_{11} = \beta_{22} = \beta_{12} = 0$$

$$H_a: \text{ليست كل المعاملات } \beta \text{ في } H_0 \text{ مساوية للصفر}$$

وإحصاءة اختبار F الجزئي (8.25) هي هنا:

$$F^* = \frac{SSR(x_1^2, x_2^2, x_1x_2 | x_1x_2)}{3} + MSE$$

ووفقا لتوقعات هذا الاختبار فقد أدخل الباحث المتغيرات X في برنامج الانحدار الحاسوبي بالترتيب $x_1, x_2, x_1^2, x_2^2, x_1x_2$ وبيّن في الجدول (٩-٥) جدول تحليل التباين، بما في ذلك مجاميع المربعات الإضافية و بالتالي يمكن الحصول على مجموع المربعات الإضافي المطلوب كما يلي:

$$\begin{aligned} SSR(x_1^2, x_2^2, x_1x_2 | x_1x_2) &= SSR(x_1^2 | x_1, x_2) + SSR(x_2^2 | x_1, x_2, x_1^2) \\ &\quad + SSR(x_1x_2 | x_1, x_2, x_1^2, x_2^2) \\ &= 1,646 + 285 + 529 = 2,460 \end{aligned}$$

وإحصاءة الاختبار هي:

$$F^* = \frac{2,460}{3} + 1,048 = 0.78$$

ولمستوى معنوية $\alpha = 0.05$ نحتاج إلى $F(95; 3, 5) = 5.41$ وبما أن $0.78 \leq F^* = 0.78$ فنستنتج H_0 ، أي عدم وجود تأثيرات تفاعل منحنية، وبالتالي يكون نموذج المرتبة الأولى ملائما لمدى معدلات الشحن ودرجات الحرارة المدروسة.

وهكذا فقد قرر الباحث استخدام نموذج المرتبة الأولى:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (9.17)$$

وحصل على دالة الاستجابة التوفيقية:

$$\hat{Y} = 172.00 - 55.83x_1 + 75.50x_2 \quad (9.18)$$

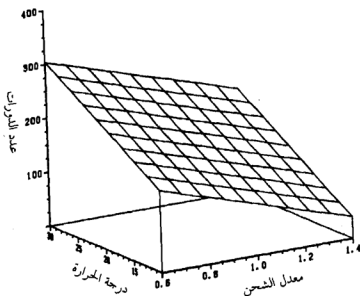
ونلاحظ أن معاملي الانحدار b_1 و b_2 هما نفساهما كما في الجدول (٩-٥) الخاص

بالنموذج التوفيقي من المرتبة الثانية. وهذه نتيجة لاختيارات المستويات المدروسة لـ X_1 و X_2 وسيكون لنا تعليق إضافي على هذا بعد قليل.
ويمكن تحويل دالة الانحدار التوفيقية (9.18)، عائدتين إلى المتغيرات الأصلية، باستخدام (9.16b) ونجد

$$\hat{Y} = 160.58 - 139.58X_1 + 7.55X_2 \quad (9.18a)$$

ويتضمن الشكل (٨-٩) رسماً ثلاثي الأبعاد من إنتاج الحاسوب لمستوى الاستجابة التوفيقي وقد استخدم الباحث سطح الاستجابة التوفيقي هذا لتحري تأثيرات معدل الشحن ودرجة الحرارة على حياة هذا النوع الجديد من خلايا الطاقة.

شكل (٨-٩) رسم ثلاثي الأبعاد من إنتاج الحاسوب لمستوى الاستجابة التوفيقي (9.18a) مثال خلايا الطاقة



(٨-٩) طرائقية سطح الاستجابة

إن استخدام دوال استجابة كثيرات الحدود كتقريب لسطوح استجابة معقدة هو أمر شائع في العديد من الحالات التحريبية. وقد أعطي لقب طرائقية سطح الاستجابة للطرائقية الإحصائية التي تهتم بتصميم دراسات لتقدير سطوح الاستجابة، وبالتقدير

الفعلية لسطوح الاستجابة وتفسير النتائج.

وُستَخدم طرائقية سطح الاستجابة لغرضين رئيسيين: (١) لتقديم وصف لنمط الاستجابة في منطقة المشاهدات المدروسة X ، و(٢) للمساعدة في إيجاد المنطقة التي تكون الاستجابة فيها استجابة مثلى (أي حيث يكون سطح الاستجابة أعظميا أو أصغريا).

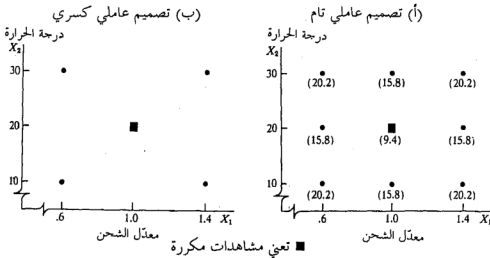
وقد ناقشنا آنفا طرق تقويم صلاحية سطح استجابة توفيقى، كما عرضنا اختبارات لتقرير ما إذا كانت تأثيرات التفاعل وتأثيرات الانحناء مطلوبة في النموذج أم لا. وسنناقش الآن باختصار ناحيتين جديدتين لطرائقية سطح الاستجابة: (١) تصميم دراسات سطح الاستجابة، و(٢) البحث عن شروط الاستجابة المثلى.

تصميم دراسات سطح استجابة

لقد تم تطوير تشكيلة كبيرة من التصميمات التجريبية لتقدير سطوح استجابة بطريقة كفؤة. ونقدم في الشكل (٩-٩) أ التصميم الخاص بمثال خلايا الطاقة. ونلاحظ أن كلا من مستويات معدل الشحن قد اعترى مع كل مستوى لدرجة الحرارة. ويدعى تصميم دراسة كهذه تصميمًا عامليًا تامًا. وقد كُرِّرت النقطة المركزية (1.0, 20) تكرارات إضافية كى تُقدم قياسًا للخطأ البحث، وللمساعدة في تقويم صلاحية نموذج توفيقى.

وعندما يكون تكرار التجربة مكلفًا، يمكن استخدام تصميم عاملي كسري. وهنا لا ندرس كل مستوى لمغير مستقل مع كل مستوى لكل متغير مستقل آخر. وبين الشكل (٩-٩) ب تصميمًا عامليًا كسريًا يمكن استخدامه لمثال خلايا الطاقة. وفيه لم تدرس تركيبات مختارة من (X_1, X_2) ويقدم التصميم في الشكل (٩-٩) ب معلومات عن التأثيرات الخطئية لـ X_1 و X_2 بالإضافة إلى بعض المعلومات عن تأثيرات التفاعل والانحناء. ويمكن أيضا اعتبار التصميم العاملي الكسري في الشكل (٩-٩) ب على أنه تصميم عاملي تام بمستويين لكل عامل، مع تكرارات مضافة للنقطة المركزية في التصميم.

شكل (٩-٩) تصاميم عاملية تامة وكسرية - مثال خلايا الطاقة (الأعداد بين قوسين هي الانحرافات معيارية مقشرة $\{P_h\}_s$.



والتصميمان كلاهما في الشكل (٩-٩) قابل للتدوير. ولمثل هذه التصاميم خاصية أن الانحراف المعياري المقدّر للقيمة التوفيقية $\{P_h\}_s$ ، يبقى نفسه من أجل أي مسافة معينة من مركز التصميم، وذلك بصرف النظر عن الاتجاه. وفي الشكل (٩-٩) نجد الانحرافات المعيارية المقدّرة للقيم التوفيقية في النقاط التجريبية معطاة بين قوسين، ونلاحظ أن $\{P_h\}_s = 15.8$ في كل من النقاط (1.0, 10)، (0.60, 20)، (1.4, 20)، (1.0, 30) باعتبارها تقع جميعها على مسافات متساوية عن نقطة المركز. وبصورة مماثلة فإن جميع نقاط الزوايا انحراف معياري $\{P_h\}_s = 20.2$ لأنها جميعها متساوية البعد عن نقطة المركز وكالمعتاد ، يزداد $\{P_h\}_s$ كلما ابتعدت النقطة التجريبية عن المركز.

وخاصية تساوي الدقة عند مسافة معطاة عن المركز في التصاميم القابلة للتدوير هي خاصية مرغوبة لأننا ، في العادة ، لانعرف سلفاً أي اتجاه من نقطة المركز هو الاتجاه الأهم، ويطمئنا التصميم القابل للتدوير أن دقة القيم التوفيقية لاتتأثر بالاتجاه، وإنما تتأثر بالبعد عن نقطة المركز فقط.

البحث عن شروط استجابة مثلي - متغير مستقل واحدا

كثيرا ما نقوم بتوفيق سطوح استجابة لأغراض إيجاد شروط استجابة مثلي. وفي مثال خلايا الطاقة، على سبيل المثال، قد ترغب الإدارة بمعرفة المركب من معدل الشحن ودرجة الحرارة الذي يجعل العمر المتوقع لخلايا الطاقة أعظم مايمكن وبصورة عامة، نحتاج إلى سلسلة من التجارب لإيجاد شروط الاستجابة المثلي، كما سنوضح الآن - أولا في حالة متغير مستقل واحد ثم في حالة متغيرين مستقلين.

وعندما ينطوي النموذج على متغير مستقل واحد فقط وتكون دالة الاستجابة

تربيعية:

$$\hat{Y} = b_0 + b_1x + b_{11}x^2 \quad (9.19)$$

حيث: $x = X - \bar{X}$ ، والقيمة العظمى (الصغرى) تقع عند المستوى x_m :

$$x_m = -\frac{b_1}{2b_{11}} \quad (9.20)$$

وبدلالة المتغير الأصلي X ، تقع القيمة العظمى (الصغرى) عند المستوى X_m :

$$X_m = \bar{X} - \frac{b_1}{2b_{11}} \quad (9.20a)$$

ومتوسط الاستجابة المقدّر عند X_m هو:

$$\hat{Y}_m = b_0 - \frac{b_1^2}{4b_{11}} \quad (9.21)$$

و \hat{Y}_m عظمى إذا كان b_{11} سالبا وصغرى إذا كان b_{11} موجبا.

مثال: في المثال السابق لمبيعات كافيتريا من القهوة، كان منحني الانحدار التوفيقى:

$$\hat{Y} = 705.47 + 54.89x - 4.25x^2$$

وإذا كانت دالة الانحدار التربيعية مناسبة من أجل قيم لـ x أكبر من القيم المعطاة في

الدراسة، فيمكننا تقدير أن متوسط مبيعات القهوة الأعظمى يقع عند:

$$X_m = 3 - \frac{54.89}{2(-4.25)} = 9$$

ويكون متوسط الاستجابة المقدّر عندئذ:

$$\hat{Y}_m = 705.47 + 54.89(9) - 4.25(9)^2 = 855$$

وبما أن أكبر عدد من آلات الخدمة الذاتية في الدراسة كان $X = 6$ فقد يكون من المرغوب جدا توسيع الدراسة وتقصى مبيعات القهوة بعدد أكبر من الآلات يبلغ، مثلا 12. ويمكن عندئذ استخدام هذه المعلومات لاختبار صلاحية دالة استجابة تربيعية في المدى الأوسع للمتغير المستقل والتأكد من موقع شرط الاستجابة المثلى. وقد يكون كافيا لهذه الأغراض توسيع الدراسة بحيث تشمل $X = 8, 10, 12$ من الآلات.

تعليقات

١- لاستنباط (9.20) نشق \hat{Y} في (9.19) بالنسبة لـ x ونضع المشتق مساويا

للصفر:

$$\frac{d\hat{Y}}{dx} = \frac{d}{dx}(b_0 + b_1x + b_{11}x^2) = b_1 + 2b_{11}x = 0$$

وبذلك نحصل على:

$$x_m = -\frac{b_1}{2b_{11}}$$

وبتعويض هذه القيمة في دالة الاستجابة التوفيقية (9.19)، نجد:

$$\begin{aligned}\hat{Y}_m &= b_0 + b_1\left(\frac{-b_1}{2b_{11}}\right) + b_{11}\left(\frac{-b_1}{2b_{11}}\right)^2 \\ &= b_0 - \frac{b_1^2}{4b_{11}}\end{aligned}$$

٢- من أجل عينات كبيرة يكون التباين التقريبي المقدّر لـ X_m في (9.20) :

$$s^2\{X_m\} = \frac{b_1^2}{4b_{11}^2} \left[\frac{s^2\{b_1\}}{b_1^2} + \frac{s^2\{b_{11}\}}{b_{11}^2} - \frac{2s\{b_1, b_{11}\}}{b_1 b_{11}} \right] \quad (9.22)$$

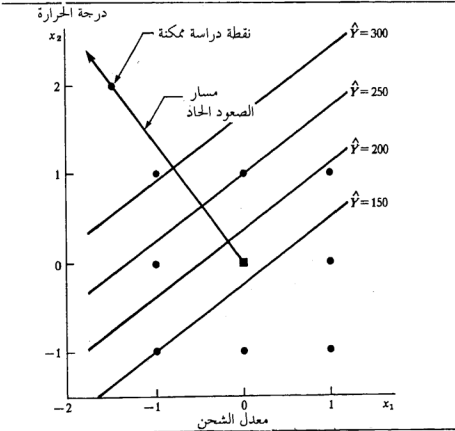
ويمكن استخدام هذا التباين المقدّر التقريبي لوضع فترة ثقة للمستوى الحقيقي X التي تكون الاستجابة عنده عظمى (صغرى). ويمكن أيضا الحصول على فترات ثقة تقريبية لـ $E\{Y_m\}$ وقد نوقشت هذه في المرجع [9.1].

البحث عن شروط استجابة مثلي - متغيران مستقلان

عندما لا يعلم الباحث سلفا المنطقة القريبة من موقع الاستجابة المثلي لمتغيرين مستقلين، فإن الاستراتيجية المستخدمة عادة يكون تنابعيةا. ففي البداية تنفذ تصميمًا تجريبيًا بسيطًا في حيز ضيق من فضاء المتغيرين (X_1, X_2) وعلى أساس من هذه التجربة الابتدائية تحصل على معلومات عن الاتجاه الذي تقع فيه الاستجابة المثلي ويدعى هذا الاتجاه مسار الصعود (المهبوط) الحاد. ثم نقوم ببعض الأشواط التجريبية الإضافية للتعرف بصورة أوضح على موقع الاستجابة المثلي، ثم نقوم بتنفيذ تصميم تجريبي إضافي لتحديد المنطقة المثلي بدقة أكبر. وتكرر عملية البحث هذه حتى تتحدد المنطقة المثلي بدقة كافية.

ونسستخدم مثال خلايا الطاقة لإيضاح هذه الأفكار الأساسية.

شكل (٩.١) خطوط تساوي الاستجابة وخط الصعود الحاد لدالة الاستجابة التوفيقية (9.18) مثال خلايا الطاقة.



مثال. يتضمن الشكل (١٠-٩) نقاط التصميم في الدراسة الابتدائية لتأثيرات معدل الشحن ودرجة الحرارة على عمر خلايا الطاقة. ويتضمن الشكل أيضا بعض خطوط التساوي الخاصة بمستوى الاستجابة التوفيقي (9.18) ، والذي تم تحديده كتوفيقي مناسب ضمن المدى المدروس للمتغيرات X .

وللبحث عن الشروط التي تجعل العمر المتوقع لخلايا الطاقة أكبر ما يمكن، نحتاج إلى دراسة الاستجابات على طول مسار الصعود الحاد. وهذا المسار متعامد مع خطوط التساوي. وباستخدام نموذج الانحدار التوفيقي (9.18) بوحدات مرمزة، نجد أنه من أجل كل $b_1 = -55.83$ من الوحدات في الاتجاه السالب على طول المحور x_1 ، يزداد المسار بـ $b_2 = -75.50$ من الوحدات على طول المحور x_2 وهكذا فإن ميله يساوي $-1.35 = -55.83 / 75.50 = b_2 / b_1$ من وحدات x_2 لكل وحدة زيادة في x_1 . وبين الشكل (١٠-٩) مسار الصعود الحاد، يميل يساوي 1.35 -، بدءا من نقطة مركز التصميم $(x_1=0, x_2=0)$ وإحدى نقاط الدراسة المرشحة التالية يمكن أن تكون عند $x_1 = -1.5$ والقيمة المقابلة لـ x_2 على مسار الصعود الحاد هي $2.025 = -1.5(-1.35) = x_2$. ونقطة الدراسة الممكنة هذه محددة في الشكل (١٠-٩). ويمكن الحصول على القيم الفعلية لمعدل الشحن ودرجة الحرارة عند نقطة الدراسة هذه باستخدام (9.16b) إنها $X_1 = 0.4$ و $X_2 = 40.25$.

وبعد الاستطلاع على طول خط الصعود الحاد، ينبغي تنفيذ تصميم تجريبي آخر في المنطقة التي حددتها نقاط الدراسة الإضافية كمنطقة أقرب إلى الشروط المثلى. ومن المتوقع جدا أن نحتاج عندئذ إلى نموذج مرتبة ثانية لوصف دالة الاستجابة في تلك المنطقة وصفا مناسباً. وستكرر هذه العملية بالقدر الضروري لتحديد منطقة شروط الاستجابة المثلى تحديدا دقيقا.

ملاحظة

نناقش طرائقية سطح الاستجابة في كتب دراسية متخصصة مثل المرجع [9.2].

(٥-٩) بعض التعليقات الإضافية حول انحدار كثيرات الحدود

١- لا يخلو استخدام نماذج كثيرات الحدود في X من المأخذ. فتكلفة نماذج كهذه من درجات الحرية يمكن أن تكون أكبر مما هي في نماذج غير خطية بدلية أو في نماذج خطية مع تحويل المتغيرات. والمأخذ الكبير الآخر هو أنه لا يمكن تجنب الخطية المتعددة. وفي الحقيقة، يمكن أن تكون درجة الخطية المتعددة في أعمدة المصفوفة X مرتفعة تماماً إذا اقتصر مستويات X على مدى ضيق، وذلك، على وجه الخصوص، في كثيرات الحدود من درجة مرتفعة. ولهذا السبب فقد صيغت جميع نماذج انحدار كثيرات الحدود في هذا الفصل بدلالة الانحرافات $x_i = X_i - \bar{X}$.

٢- والبديل لاستخدام متغيرات في انحدار كثيرات الحدود معياراً عنها بدلالة الانحرافات عن المتوسط، هو استخدام كثيرات الحدود المتعامدة. وكثيرات الحدود المتعامدة غير مرتبطة. وتستخدم بعض حزم الحاسب كثيرات الحدود المتعامدة في روتين انحدار كثيرات الحدود، وتقدم النتائج التوفيقية النهائية بدلالة كل من كثيرات الحدود المتعامدة وكثيرات الحدود الأصلية وتناقش كثيرات الحدود المتعامدة في كتب دراسية متخصصة مثل المرجع [9.3].

٣- يتم أحياناً توفيق دالة استجابة تربيعية لغرض إثبات خطية دالة الاستجابة، وذلك عندما لا تتوافر مشاهدات مكررة لاختبار خطية دالة الاستجابة بصورة مباشرة. ولكن القيام بتوفيق نموذج تربيعي:

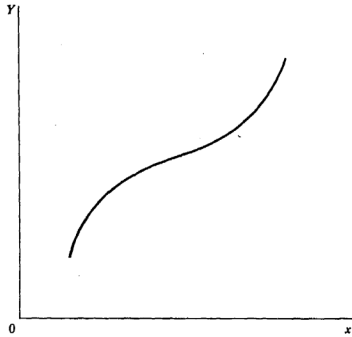
$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_{11} x_i^2 + \varepsilon_i \quad (9.23)$$

اختبار ما إذا كان $\beta_{11} = 0$ لا يثبت بالضرورة أن دالة الاستجابة الخطية مناسبة ويقدم الشكل (٩-١١) مثلاً. إذا حصلنا على بيانات عينة من أجل دالة الاستجابة في الشكل (٩-١١) وقمنا بتوفيق النموذج (9.23)، ثم اخترنا β_{11} ، فمن المحتمل أن يقود ذلك إلى استنتاج أن $\beta_{11} = 0$ مع أنه من الواضح أن دالة الاستجابة الخطية غير مناسبة.

٤- عند استخدام نموذج انحدار كثيرة حدود بمتغير مستقل واحد، نقوم عادة بتوفيق كثيرة حدود من أعلى درجة نتوقع أنها مناسبة، ويتم تفكيك SSR إلى مركبات بمجاميع مربعات إضافية كما يلي:

$$\begin{aligned} & SSR(x) \\ & SSR(x^2 | x) \\ & SSR(x^3 | x, x^2) \\ & etc. \end{aligned}$$

شكل (١١-٩) مثال عن دالة استجابة منحنية.



والسبب في مثل هذا الأسلوب هو أن جلّ اهتمامنا ينصبّ، بصورة عامة، على ما إذا كان يمكننا إسقاط حدود من مراتب عليا من النموذج. وهكذا فإننا عندما نقوم بتوفيق نموذج تكعيبي متوقعين أن يكون النموذج من المرتبة الثالثة كافياً، ونرغب في اختبار ما إذا كان

$\beta_{111} = 0$ أم لا، فإن مجموع المربعات الإضافي المناسب هو $SSR(x^3|x^2)$. وإذا رغبتنا، بدلا من ذلك، في اختبار ما إذا كان الحد الخطي مناسباً، أي $\beta_{11} = \beta_{111} = 0$ فإن مجموع المربعات الإضافي المناسب هو $SSR(x^2|x) = SSR(x^2|x) + SSR(x^3|x^2)$. وسوف لانقوم عادة، بتوفيق نموذج من المرتبة الثالثة ونختار أولاً ما إذا كان معامل من مرتبة أدنى صفراً أم لا، فنختار، مثلاً، ما إذا كان $\beta_{11} = 0$ أم لا. والسبب في ذلك هو أننا نرغب، عادة في استخدام نموذج انحدار بسيط قدر الإمكان، مما يعني في حالة انحدار كثيرة حدود، نموذجاً من مرتبة أدنى.

مراجع ورد ذكرها.

- [9.1] Williams, E. J. *Regression Analysis*. New York : John Wiley & Sons, 1959.
 [9.2] Box, G. E. P. and Draper, N. R. *Empirical Model-Building and Response Surfaces*. New York : John Wiley & Sons, 1987.
 [9.3] Draper, N. R. and Smith, H. *Applied Regression Analysis*, 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1981.

مسائل

(١-٩) عرض متحدث مايلي: "عند تطوير نماذج انحدار كثيرة حدود من مرتبة ثلاثة أو من مرتبة أعلى، في العلوم الاجتماعية والتطبيقات الإدارية، تأخذ الاستقراعات حول العالم β ، عادة، شكل اختبارات مباشرة. وهناك اهتمام بسيط نسبياً في تقدير المعالم β بغية تجميع تأثيرات حدود كثيرة الحدود كل بمفردها". لماذا يمكن أن يكون الأمر كذلك؟

(٢-٩) ارسم عدة منحنيات تساوي لسطح الاستجابة التربيعي

$$E\{Y\} = 140 + 4x_1^2 - 2x_2^2 + 5x_1x_2$$

(٣-٩) استخدمت محلة استثمار مبتدئة نموذج انحدار كثيرة حدود من مرتبة عالية نسبياً في ندوة بحثية تتعلق بالسندات البلدية. وقد حصلت على $R^2 = 0.991$ في انحدار دخل الفائدة الصافي للسند (Y) على الرقم القياسي للتنوع الصناعي في منطقة البلدية (X)، وذلك من أجل سبعة إصدارات للسندات. وقالت زميلتها، غير معجبة بالنتيجة: "تعاني نتائجك من مبالغة في التوفيق والمنحنى الذي

حصلت عليه يخضع لتأثيرات عشوائية في البيانات".

أ - علق على الانتقاد

ب - هل يمكن لـ R^2 المعرفة في (7.37) أن يكون مناسباً هنا أكثر من R^2

كمقياس وصفي؟

(٤-٩) أدخل طالب المتغيرات X في صيغة X و X^2 وذلك في عمل صفّي عن كيفية

توفيق نموذج كثيرة حدود من المرتبة الثانية، بمتغير مستقل واحد. وقد ألقاه أن

لا يأخذ برنامج الحاسوب X^2 في الاعتبار بل يحدر Y على X فقط. وقد تضمن

مُخرج الحاسب الرسالة التالية:

مربع X هو متغير زائد عن الحاجة. X^2 شاذ تقريبا عند شمول مربع X .

أوضح الموقف.

ماذا كان ينبغي على الطالب عمله؟

(٥-٩) دراسة استهلاك سيارة للوقود. درست فعالية (جير) تجريبي جديد في تخفيض

استهلاك الجازولين في 12 محاولة استخدمت فيها عربة نقل خفيفة مجهزة بهذا

الجير. ويرمز X_i في البيان التالي للسرعة الثابتة (بالميل في الساعة) لعربة

الاختبار في المحاولة i ، ويرمز لعدد الأميال المقطوعة لكل جالون.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X_i	35	35	40	40	45	45	50	50	55	55	60	60
Y_i	22	20	28	31	37	38	41	39	34	37	27	30

ويُتوقع أن يكون نموذج الانحدار (9.1a) من المرتبة الثانية بمحدود خطأ طبيعياً

مستقلة، نموذجاً مناسباً.

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار (9.1a)، ارسم دالة الانحدار التوفيقية والبيانات.

هل تبدو دالة الانحدار التربيعية توفيقاً جيداً هنا ؟ أوجد R^2 .

ب - اختبر ما إذا كانت توجد علاقة انحدار أم لا. اضبط مخاطرة الخطأ من

النوع الأول عند $\alpha = 0.05$ اعرض البدائل ، قاعدة القرار ، والنتيجة.

ج - قَدِّر متوسط الأميال للجالون الواحد في أشواط للاختبار تكون السرعة

فيها 48 ميلا في الساعة. استخدم 95 بالمائة فترة ثقة. فسّر فترتك.

د - تنبأ بعدد الأميال في الجالون في الاختبار القادم بسرعة 48 ميلا في الساعة، استخدم 95 بالمائة فترة تنبؤ. فسّر نتيجتك.

هـ - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التربيعي من نموذج الانحدار، استخدم $\alpha = 0.05$. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة

و - عبر عن دالة الانحدار التوفيقية في الجزء (آ) بدلالة المتغير الأصلي X .

ز - احسب معامل الارتباط البسيط بين X و X^2 وبين x و x^2 هل استخدام متغير الانحراف مفيد هنا؟ اشرح.

(٦-٩) بالإشارة إلى مسألة استهلاك الوقود (٥-٩).

أ - أوجد الرواسب وارسمها في مقابل \hat{Y} وفي مقابل x في رسمين منفصلين.

ب - اختر رسميا نقص التوفيق بالنسبة لدالة الانحدار التربيعية، استخدم

$\alpha = 0.05$. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة. ماهي الافتراضات الضمنية التي افترضتها في هذا الاختبار ؟

ج - قم بتوفيق نموذج المرتبة الثالثة (9.3) واختبر ما إذا كان $\beta_{111} = 0$ أم لا،

استخدم $\alpha = 0.05$. اعرض البدائل، قاعدة القرار و النتيجة. هل تنسجم نتائجك مع ما وجدته في (ب)؟

(٧-٩) إنتاجية عمل على أساس القطعة. درس محلل في شركة متعددة الجنسيات

للألككترونيات العوامل المؤثرة في إنتاجية عمل على أساس القطعة حيث يستند

الأجر على عدد القطع المنتجة. اختبر مستخدمان من أعمار مختلفة وتمَّ

الحصول على إنتاجيتهما في العام الماضي (X هو عمر المستخدم بالسنوات،

و Y إنتاجية المستخدم، كل منهما مرَّمز):

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_i	20	20	25	25	30	30	35	35	40
Y_i	97	93	99	105	109	106	109	111	100

i	10	11	12	13	14	15	16	17	18
X_i	40	45	45	50	50	55	55	60	60
Y_i	105	97	101	105	103	105	109	112	110

أدرك المحلل أن العلاقة بين العمر والإنتاجية هي علاقة معقدة، وأحد الأسباب هو أن أهداف الكسب (ولم يستطع قياسها) تتغير بشكل معقد مع العمر. واعتقد، على أي حال، أنه ولأغراض تقدير متوسط الاستجابات، يمكن تقريب دالة الاستجابة تقريبا مناسبة بكثرة حدود من المرتبة الثالثة، وأن حدود الخطأ مستقلة وتوزع على وجه التقريب طبيعيا.

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار (9.3) ارسم دالة الانحدار التوفيقية والبيانات هل تبدو دالة الانحدار التكميلية توفيقا جيدا هنا؟ أوجد R^2 .

ب - اختر ما إذا كانت توجد علاقة انحدار أم لا. استخدم مستوى معنوية 0.01 اعرض البدائل، قاعدة القرار و النتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار؟
ج - أوجد تقديرات فترة متزامنة لإنتاجية مستخدمين أعمارهم 53 ، 58 ، و 62، على الترتيب استخدم طريقة التقدير المتزامنة الأكثر فعالية و 99 بالمائة معامل ثقة عائلي، فسّر فتراتك.

د - تبنأ إنتاجية مستخدم عمره 53، مستخدما 99 بالمائة فترة تنبؤ. فسّر فتراتك.
هـ - عبر عن دالة الانحدار التوفيقية التي حصلت عليها في الجزء (أ) بدلالة المتغير الأصلي X .

و - احسب معامل الارتباط البسيط بين X و X^2 وبين x و x^3 . هل استخدام متغير الانحراف يفيد هنا؟ اشرح.

(٨-٩) بالإشارة إلى المسألة (٧-٩) إنتاجية عمل على أساس القطعة.

أ - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط كل من الحدين التربيعي والتكعبي من نموذج الانحدار؛ استخدم $\alpha = 0.01$. اعرض البدائل ، قاعدة القرار و النتيجة.
ب - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التكعبي بمفرده من نموذج الانحدار؛ استخدم $\alpha = 0.01$. اعرض البدائل، قاعدة القرار و النتيجة.

(٩-٩) بالإشارة إلى المسألة (٧-٩) إنتاجية عمل على أساس القطعة.

أ - أوجد الرواسب وارسمها في مقابل القيم التوفيقية وفي مقابل x ، في شكلين

متفصلين. قم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي. ماذا تبين رسومك؟

ب - اختبر رسميا نقص التوفيق. اضبط مخاطرة الخطأ من النوع الأول عند

0.01 اعرض البدائل، قاعدة القرار و النتيجة. ماهي افتراضاتك الضمنية

في هذا الاختبار؟

(٩-١٠) التنبؤ بالمبيعات. أدخلت شركة ويتون (Wheaton) منتجا جديدا عام

١٩٨٠. وفيما يلي المبيعات السنوية لهذا المنتج (Y بآلاف الوحدات)؛ الفترة

الزمنية X مرمزة، حيث $X = 1$ من أجل ١٩٨٠.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Y_i	3.49	3.78	4.05	4.41	4.73	5.12	5.56	5.99	6.44

افترض أن نموذج انحدار كثيرة الحدود من المرتبة الثانية (9.1a) مع حدود

خطأ طبيعية هو نموذج مناسب.

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار (9.1a). ارسم دالة الانحدار التوفيقية والبيانات. هل

تبدو دالة الانحدار التربيعية توفيقا جيدا هنا؟ ما هو R^2 ؟ هل تعتقد أن دالة

الانحدار التربيعية مناسبة للقيام بإسقاطات حول العام 2000؟ ناقش.

ب - أوجد فترتي ثقة بونفرّوني متزامنين لـ β_1 و β_{11} بمعامل ثقة عائلي 90

بالمائة. فسّر فتراتك.

ج - تنبأ بمبيعات المنتج عام 1990 مستخدما 90 بالمائة فترة ثقة. فسّر فتراتك.

د - عبّر عن دالة الانحدار التوفيقية التي حصلت عليها في الجزء (ا) بوحدة X

الأصلية.

هـ - احسب معامل الارتباط البسيط بين X و X^2 وبين x و x^2 ، هل استخدام

متغير الانحراف مفيد هنا؟ اشرح.

(٩-١١) بالإشارة إلى مسألة التنبؤ بالمبيعات (٩-١٠).

أ - اختبر ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التربيعي من نموذج الانحدار. اضبط

مخاطرة الخطأ من النوع الأول عند 0.10، اعرض البدائل، قاعدة

القرار، والنتيجة. ماهي القيمة P - للاختبار ؟

ب - أوجد الرواسب. ارسم الرواسب في مقابل القيم التوفيقية ومقابل الزمن

في رسمين منفصلين. ماذا تبين رسومك؟.

(٩-١٢) إنتاج محصول. درس مختص في العلوم الزراعية تأثيرات الرطوبة (X_1 بالبوصة)

ودرجة الحرارة (X_2 بالدرجة المثوية) على إنتاج سلالات جديدة من

الطماطم Y وفيما يلي البيانات التجريبية:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_1	6	6	6	6	6	8	8	8	8
X_2	21	22	22	23	24	20	21	22	23
Y_i	49.2	48.1	48.0	49.6	47.0	51.5	51.7	50.4	51.2

i	10	11	12	13	14	15	16	17	18
X_1	8	10	10	10	10	10	12	12	12
X_2	24	20	21	22	23	24	20	21	22
Y_i	48.4	51.1	51.5	50.3	48.9	48.7	48.6	47.0	48.0

i	19	20	21	22	23	24	25
X_1	12	12	14	14	14	14	14
X_2	23	24	20	21	22	23	24
Y_i	46.4	46.2	43.2	42.6	42.1	43.9	40.5

ويتوقع المختص في الزراعة أن يكون نموذج انحدار كثيرات الحدود من المرتبة

الثانية (9.5) محدود خطأ طبيعية مستقلة نموذجاً مناسباً هنا.

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار (9.5). ارسم المشاهدات Y مقابل القيم

التوفيقية. هل تقدم دالة الاستجابة توفيقاً جيداً.

ب - احسب R^2 ما هي المعلومات التي يقدمها هذا المقياس؟

ج - اختبر ما إذا كانت توجد علاقة انحدار أم لا؛ استخدم $\alpha=0.05$. اعرض

البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة ما هي القيمة P - لهذا الاختبار؟

د - قدر متوسط الإنتاج عندما يكون $X_1 = 7$ و $X_2 = 22$ ؛ استخدم 95

بالمائة فترة ثقة، اعط تفسيراً لفرتك.

هـ - عبّر عن دالة الاستجابة التوفيقية التي حصلت عليها في (أ) بدلالة المتغيرات الأصلية X .

(٩-١٣) بالإشارة إلى مسألة إنتاج محصول (٩-١٢).

أ - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط حد التفاعل من نموذج الانحدار. اضبط المخاطرة α عند 0.005. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة.

ب - مفترضا أن حد التفاعل قد أسقط من نموذج الانحدار، اختر ما إذا كان يمكن إسقاط حد التأثير التريبيعي من النموذج أم لا؛ اضبط المخاطرة α عند 0.005. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة. ماهي المخاطرة المركبة α لكل الاختبارين هنا وفي الجزء (أ) ؟

جـ - قم بتوفيق نموذج انحدار كثيرة حدود من المرتبة الثانية حاذفاً حد التفاعل وحد التأثير التريبيعي للدرجة، أوجد الرواسب وارسمها مقابل القيم التوفيقية، ومقابل X ومقابل X^2 في رسوم منفصلة ماذا تبين رسوماتك؟

(٩-١٤) لعبة حاسوبية. في لعبة حاسوب تسويقية اتصل بك طلاب يمثلون شركة A، يطلبون المساعدة في تحليل العلاقة بين النفقات التشجيعية (X) والطلب على إنتاج الشركة (Y) ضمن منطقة الشركة. ويعتقدون أن هذه العلاقة تتصف بالميزات التالية: (١) يتأثر الطلب في منطقة الشركة بصورة رئيسة بالنفقات التشجيعية، (٢) العلاقة هي إما تربيعية أو خطية ضمن مدى مستويات X ذات الأهمية للشركة. وقد قدم الفريق من الطلاب البيانات المبينة أدناه لـ ١٤ فترة زمنية غطتها اللعبة حتى الآن (X بالآلاف الدولارات، Y بالآلاف الوحدات) وأفادوا بأن هذه البيانات تمتد فوق جميع مستويات X ذات الأهمية.

i	1	2	3	4	5	6	7
X_i	17	15	25	10	18	15	20
Y_i	56.15	54.50	55.27	52.54	56.23	55.97	55.55
i	8	9	10	11	12	13	14
X_i	25	17	13	20	23	25	16
Y_i	54.32	55.14	54.28	55.78	55.65	54.96	55.06

افترض أن نموذج الانحدار من المرتبة الثانية (9.1a) بحدود خطأ طبيعية مستقلة هو نموذج ينطبق على هذه الحالة.

أ - قم بتوفيق هذا النموذج واختبر ما إذا كانت علاقة الانحدار موجودة أم لا.

استخدم مستوى معنوية 0.01. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة.

ب - اختبر ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التربيعي من النموذج أم لا. استخدم

مستوى معنوية 0.01 اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة.

ج - أوجد الرواسب وارسمها مقابل \hat{Y} ومقابل x ، في رسمين منفصلين. قم

أيضاً برسم احتمال طبيعي. ماذا تبين رسوماتك؟

د - قم باختبار رسمي لنقص التوفيق مستخدماً مستوى معنوية 0.01. اعرض

البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة. هل تتضمن نتيجتك عدم إمكانية

إدخال مزيد من التحسينات على النموذج؟ ناقش.

(١٥-٩) بالإشارة إلى مسألة لعبة حاسوبية (٩-١٤) يتدخل في المناقشة شخص على

معرفة جيدة بلعبة التسويق الحاسوبية هذه، ويعرض بأنه في نظام المعادلات

التي بنيت عليها هذه اللعبة، تقوم علاقة تربيعية بين النفقات التشغيلية وبين

متوسط الطلب في منطقة الشركة. ويعتقد أن نسبة سعر مبيع الشركة إلى

متوسط سعر المبيع المنافس هو متغير مهم آخر يتصل بالطلب المتوقع؛ إلا أنه

لا يذكر ما إذا كان لنسبة سعري المبيع آثار خطية وآثار تربيعية معاً.

ولابد ذكر ما إذا كانت نسبة السعريين تتفاعل مع النفقات التشغيلية في

تأثيرها على الطلب. وكانت نسبة السعريين في الـ 14 فترة زمنية كما يلي:

i	1	2	3	4	5	6	7
النسبة	0.931	0.976	1.045	0.939	1.010	1.059	1.000

i	8	9	10	11	12	13	14
النسبة	0.950	0.995	1.011	1.008	0.947	1.000	1.017

أ - قم بتوفيق نموذج المحدار كثرات الحدود من المرتبة الثانية (9.5) بنفقات

تشجيعية (X_1) ونسبة سعر (X_2) كمتغيرين مستقلين. كم ازداد R^2

بإضافة نسبة السعر كممتغير مستقل؟

ب - اختبر ما إذا كان ينبغي الاحتفاظ بمتغير نسبة السعر في نموذج الانحدار. اضبط مخاطرة الخطأ من النوع الأول عند 0.05. اعرض البدائل، قاعدة القرار أو النتيجة.

ج - مفترضاً أنك ستحتفظ بمتغير نسبة السعر في نموذج الانحدار. اختبر ما إذا كنت تحتاج إلى حد التفاعل في النموذج؛ استخدم $\alpha = 0.01$ اعرض البدائل، قاعدة القرار و النتيجة. ماهي القيمة P للاختبار؟

د - قرر الفريق تبني النموذج (9.5) بدون حدود تفاعل. قم بتوفيق هذا النموذج وأوجد الرواسب. ارسم الرواسب مقابل \bar{Y} ومقابل الترتيب الزمني للمشاهدات في رسمين منفصلين، قم أيضاً بإعداد رسم احتمال طبيعي. فسر هذه الرسوم واعرض ماتوصلت إليه.

(٩-١٦) بالإشارة إلى مسألة استهلاك البنزين (٩-٥).

أ - عند أية سرعة تكون دالة الاستجابة التربيعية المقدرة في قيمتها العظمى؟ ماهو متوسط المسافة المقطوعة بالغالون عند هذه السرعة؟

ب - هل تبلغ دالة الاستجابة قيمتها العظمى ضمن مدى النموذج؟

(٩-١٧) بالإشارة إلى مسألة التنبؤ بالمبيعات (٩-١٠).

أ - في أي سنة تبلغ دالة الاستجابة التربيعية المقدرة قيمتها الصغرى؟ ماهو تقدير متوسط المبيعات في هذه السنة؟

ب - هل تبلغ دالة الاستجابة قيمتها الصغرى ضمن مدى النموذج؟

(٩-١٨) إنتاج كيميائي حيوي. أراد محلل مخبري إيجاد وضع الضغط (X_1) ودرجة

الحرارة (X_2) الذي ينتج حصيلة أعظمية (٢) لعملية كيميائية حيوية. وقد استخدم تصميم عاملي ابتدائي بأربع نقاط مركزية مضافة عند $X_1 = 70$

و $X_2 = 135$ وفيما يلي البيانات:

<i>i</i>	1	2	3	4	5	6	7	8
X_i	60	60	80	80	70	70	70	70
X_{i2}	130	140	130	140	135	135	135	135
Y_i	56.2	60.4	62.5	66.7	60.2	61.8	61.3	58.9

وكان المحلل متأكداً إلى حد ما أن نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.1)

سيكون مناسباً.

أ - أوجد دالة الاستجابة التوفيقية من المرتبة الأولى مستخدماً المتغيرات X

المرمزة:

$$x_{i2} = (X_{i2} - 135) / 5 \quad \text{و} \quad x_{i1} = (X_{i1} - 70) / 10$$

ب - حدّد مسار الصعود الحاد من نقطة التصميم المركزية. ارسم عدّة

خطوط تساوي ومسار الصعود الحاد.

ج - قد تشكل $x_1 = 2$ نقطة دراسة تالية مريحة. حدد قيمة x_2 المقابلة على

مسار الصعود الحاد وأوجد القيم الفعلية للضغط ودرجة الحرارة عند

نقطة الدراسة هذه.

د - احسب التباينات المقدّرة للقيم التوفيقية عند $x_1 = -1$ ، $x_1 = 1$ ، وعند $x_2 = 1$ ، $x_2 = -1$.

$$x_2 = -1$$

هل التباينات منسجمة مع تلك الخاصة بتصميم قابل للدوران. اشرح.

(٩-١٩) بالإشارة إلى مسألة انتاج محصول (٩-١٢). اعتبر المشاهدات الـ 15 الأولى

وكأنها تشكّل نتائج دراسة استطلاعية لسطح الاستجابة. ويرغب المختص

في العلوم الزراعية بتوفيق نموذج الانحدار من المرتبة الأولى (7.1) لتحديد

مسار الصعود الحاد.

أ - أوجد دالة الاستجابة التوفيقية من المرتبة الأولى مستخدماً المتغيرات المرمزة:

$$x_{i2} = (X_{i2} - 22) / 1 \quad \text{و} \quad x_{i1} = (X_{i1} - 8) / 2$$

ب - حدد مسار الصعود الحاد من نقطة التصميم المركزية، ارسم عدّة

خطوط تساوي ومسار الصعود الحاد.

ج - أين يمكن أن تقع نقطة الدراسة المفيدة التالية ؟ اشرح.

د - احسب التباينات المقدرة للقيم التوفيقية عند $x_1 = -1$ ، $x_2 = -2$ وعند $x_1 = 1$ ، $x_2 = 2$. هل تتسجم التباينات مع تلك الخاصة بتصميم قابل للدوران ؟ اشرح.

تمارين

(٢٠-٩) اعتبر نموذج الانحدار من المرتبة الثانية، بمتغير مستقل واحد (9.1a) والمجموعتين التاليتين من قيم X :

المجموعة ١ :	1.0	1.5	1.1	1.3	1.9	0.8	1.2	1.4
المجموعة ٢ :	12	1	123	17	415	71	283	38

احسب، لكل مجموعة، معامل الارتباط البسيط بين X و X^2 ثم بين x و x^2 احسب أيضا معامل الارتباط بين X و X^2 وبين x و x^2 ما هي التعميمات التي تقترحها نتائجك؟.

(٢١-٩) (تحتاج إلى حساب التفاضل) بالإشارة إلى دالة الاستجابة من المرتبة الثانية (9.2) اشرح بدقة معنى معامل التأثير الخطي β_1 ومعامل التأثير التربيعي β_{11} .

(٢٢-٩) أ - استنبط عبارات لـ b'_0 ، b'_1 و b'_{11} في (9.15).

ب - مستخدما النظرية (6.47) أوجد مصفوفة التباين - التغاير لمعاملات الانحدار المتعلقة بالمتغيرات X الأصلية وذلك بدلالة مصفوفة التباين - التغاير لمعاملات الانحدار المتعلقة بالمتغيرات x بعد التحويل.

(٢٣-٩) كيف يمكن تبسيط المعادلات الانظمة (9.12) إذا كانت المتغيرات X على مسافات متساوية بعضها عن بعض، مثل تمثيل السلاسل الزمنية $(X_1 = 1, X_2 = 2, \dots, X_n = n)$ ؟

مشاريع

(٢٤-٩) بالإشارة إلى مجموعة البيانات SMSA نرغب في توفيق نموذج الانحدار من المرتبة الثانية (9.1a) لإيجاد علاقة بين عدد الأطباء الممارسين (Y) وعدد السكان الإجمالي (X).

أ - قم بتوفيق نموذج انحدار من المرتبة الثانية، ارسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية. كيف يبدو نموذج المرتبة الثانية من حيث جودة توفيقه للبيانات؟
 ب - أوجد R^2 لنموذج انحدار المرتبة الثانية. أوجد أيضا معامل الارتباط البسيط لنموذج انحدار المرتبة الأولى. هل تزيد إضافة الحد التربيعي في نموذج الانحدار معامل التحديد زيادة كبيرة؟

ج - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التربيعي من نموذج الانحدار؛ استخدم $\alpha = 0.05$. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة.

د - احذف المشاهدة 1 (مدينة نيويورك) من مجموعة البيانات. وقم بتوفيق نموذج انحدار المرتبة الثانية (9.1a) مستندا إلى مشاهدات الـ $SMSA$ الـ 140 الباقية. أعد الاختبار في الجزء (ج). هل أثر إلغاء المشاهدة القاصية في نتيجتك حول ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التربيعي من النموذج؟

(٢٥-٩) بالإشارة إلى مجموعة بيانات $SMSA$ ، نريد إقامة نموذج انحدار يربط بين معدل الجرائم الخطرة (Y)، العدد الكلي للجرائم الخطرة مقسوما على عدد السكان الكلي) وبين الكثافة السكانية (X_1)، عدد السكان الكلي مقسوما على المساحة)، والنسبة المئوية للسكان في مدن مركزية (X_3).
 أ - قم بتوفيق نموذج انحدار المرتبة الثانية (9.5) ارسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية. كيف يبدو نموذج المرتبة الثانية من حيث جودة توفيقه للبيانات؟ ما هي R^2 ؟.

ب - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط جميع حدود التفاعل والحدود التربيعية من النموذج أم لا؟ استخدم $\alpha = 0.01$. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة.

ج - بدلا من استخدام الكثافة السكانية كمتغير مستقل، نريد استخدام عدد السكان الكلي (X_1)، ومساحة المنطقة المسكونة (X_2). كمتغيرين مستقلين منفصلين، بالإضافة إلى النسبة المئوية للسكان في مدن مركزية (X_3). وينبغي أن يتضمن نموذج الانحدار حدودا خطية وتربيعية في

عدد السكان الكلي، وحدودا خطية فقط في مساحة المنطقة المسكونة، وفي النسبة المئوية للسكان في مدن مركزية. (لاحدود تفاعل في هذا النموذج) قم بتوفيق نموذج الانحدار هذا واحسب R^2 . هل يختلف معامل التحديد المتعدد هذا اختلافا كبيرا عن المعامل الخاص بنموذج الانحدار في الجزء (أ)؟

(٢٦-٩) بالإشارة إلى مجموعة البيانات نريد توفيق نموذج الانحدار من المرتبة الثانية (9.1a)

لإنجاد علاقة بين عدد المرضى Y وبين الخدمات والتسهيلات المتوافرة X .

أ - قم بتوفيق نموذج انحدار من المرتبة الثانية. ارسم الرواسب مقابل القيم التوفيقية. هل يبدو نموذج المرتبة الثانية ملائما من حيث جودة توفيقه للبيانات؟

ب - احسب R^2 لنموذج انحدار المرتبة الثانية. واحسب أيضا معامل الارتباط البسيط r لنموذج انحدار المرتبة الأولى. هل تريد، إضافة الحد التربيعي في نموذج الانحدار، معامل التحديد زيادة كبيرة؟

ج - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط الحد التربيعي من نموذج الانحدار؛ استخدم $\alpha = 0.10$. اعرض البدائل، قاعدة القرار، والنتيجة.

(٢٧-٩) بالإشارة إلى مسألة التنبؤ بالمبيعات رقم (١٠-٩). بدلا من استخدام نموذج انحدار كثيرات الحدود هنا، اقترح: أن تحويل المتغيرات يمكن أن يؤدي إلى توفيق بالجودة نفسها ويكون مرغوبا أكثر من حيث إن التنبؤ يتطلب التمديد (أو الاستيفاء الخارجي).

أ - قم بتوفيق نموذج انحدار يربط بين $Y' = \sqrt{Y}$ و X . ارسم دالة الانحدار التوفيقية والبيانات بعد التحويل. كيف تبدو فعالية استخدام المتغير بعد التحويل هنا؟

ب - أوجد القيم التوفيقية وحولها عائدا إلى المتغير الأصلي Y احسب الرواسب في المتغير الأصلي وارسم هذه الرواسب مقابل X . فسر رسمك.

جـ - قم بترتيب الرواسب التي حصلت عليها في الجزء (ب)، اجمعها لتحصل على MSE قارنه مع MSE لنموذج الانحدار التربيعي في المسألة (٩-١٠) أ. كيف تقارن التغير حول دالة الانحدار التوفيقية، مقاسا بـ MSE في الأسلوبين؟.

د - أعد الأجزاء من (أ) إلى (ج) مستخدما التحويل $Y' = \log_{10} Y$. هل تتضح أفضلية تحويل الجذر التربيعي أو التحويل اللوغاريتمي هنا؟.

المتغيرات المستقلة النوعية

استخدمنا المتغيرات الكمية في نماذج الانحدار المدروسة في الفصول السابقة عن تحليل الانحدار. وتأخذ المتغيرات الكمية قيما على مقياس معرف تعريفيا جيدا. ومن أمثلة ذلك الدخل، العمر، درجة الحرارة وفقدان الممتلكات المنقولة. وعلى أي حال فكثر من المتغيرات المهمة في الأعمال، الاقتصاد، العلوم الاجتماعية والأحيائية لا تكون دائما متغيرات كمية، ولكنها دائما نوعية (وصفية) ومن أمثلة تلك المتغيرات النوعية الجنس (ذكر، أنثى)، الموقف من شراء سلعة (شراء، عدم شراء) وحالات الإعاقة (غير عاجز، عاجز جزئيا، عاجز كليا). ويمكن استخدام المتغيرات النوعية في الانحدار المتعدد. وسنأخذ في هذا الفصل الحالة التي تكون فيها بعض المتغيرات المستقلة أو كلها متغيرات نوعية.

(١٠-١) متغير نوعي واحد مستقل

يرغب أحد الاقتصاديين في ربط السرعة Y التي تم بها تبني شركة تأمين لخطة تأمين مبتكرة بحجم شركة التأمين (X). وأيضا بنوع الشركة. ويُقاس المتغير التابع بعدد الشهور المنصرمة بين الوقت الذي تبنت فيه أول شركة ذلك الابتكار والوقت الذي تبنت فيه الشركة المعنية ذلك الابتكار. إن المتغير المستقل الأول وهو حجم الشركة متغير كمي، ويقاس بكمية الأصول الكلية للشركة، أما المتغير المستقل الثاني وهو نوع الشركة فمتغير نوعي، ويتكون من صفتين: شركات مساهمة، وشركات تعاونية. وللاستخدام مثل هذا المتغير في نماذج الانحدار لابد من وضع مؤشرات كمية لصفوف ذلك المتغير النوعي.

متغيرات مؤشرة

هناك عدة طرق لتعريف صفوف متغير نوعي بطريقة كمية، وسوف نستخدم متغيرات مؤشرة تتخذ القيم 0 و1. هذه المتغيرات المؤشرة سهلة الاستعمال وتستخدم

بكثرة، ولكنها ليست، بأي حال من الأحوال، الطريقة الوحيدة لتكميم متغير نوعي. وفي مثال ابتكارات التأمين حيث يوجد صفان للمتغير النوعي يمكن أن نعرّف متغيرين مؤشرين X_2 و X_3 كما يلي:

$$\begin{aligned} &= 1 \quad \text{إذا كانت الشركة مساهمة} \\ X_2 &= 0 \quad \text{فيما عدا ذلك} \end{aligned} \quad (10.1)$$

$$\begin{aligned} &= 1 \quad \text{إذا كانت الشركة تعاونية} \\ &= 0 \quad \text{فيما عدا ذلك} \\ X_3 \end{aligned}$$

وبفرض أن النموذج المستخدم من المرتبة الأولى نجد:

$$Y_i = \beta_0 X_{i0} + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (10.2)$$

حيث: $X_{i0} \equiv 1$

ولأسف فإن هذه الطريقة البديهية لوضع متغير مؤشر لكل صف من صفوف المتغير النوعي تؤدي إلى صعوبات حسابية. ولرؤية ذلك افترض أن لدينا $n=9$ مشاهدات، الأوليتان مساهمتان حيث $X_2=1$ و $X_3=0$ والأخريتان تعاونيتان حيث $X_2=0$ و $X_3=1$.

فتكون المصفوفة X عندئذ كما يلي:

$$X = \begin{bmatrix} X_0 & X_1 & X_2 & X_3 \\ 1 & X_{11} & 1 & 0 \\ 1 & X_{21} & 1 & 0 \\ 1 & X_{31} & 0 & 1 \\ 1 & X_{41} & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

لاحظ أن العمود X_0 مساوٍ لمجموع العمودين X_2 و X_3 ، ولذلك فهذه الأعمدة ليست مستقلة طبقاً للتعريف (6.22)، مما يؤدي إلى تأثيرات خطيرة على المصفوفة $X'X$.

$$X'X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ X_{11} & X_{21} & X_{31} & X_{41} \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & 1 & 0 \\ 1 & X_{21} & 1 & 0 \\ 1 & X_{31} & 0 & 1 \\ 1 & X_{41} & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 4 & \sum_{i=1}^4 X_{i1} & 2 & 2 \\ \sum_{i=1}^4 X_{i1} & \sum_{i=1}^4 X_{i1}^2 & \sum_{i=1}^2 X_{i1} & \sum_{i=3}^4 X_{i1} \\ 2 & \sum_{i=1}^2 X_{i1} & 2 & 0 \\ 2 & \sum_{i=3}^4 X_{i1} & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

يتضح بسرعة أن العمود الأول للمصفوفة $X'X$ يساوي مجموع العمودين الآخرين ولذلك فالأعمدة ليست مستقلة وبالتالي ليس للمصفوفة $X'X$ مقلوب، ولا يمكن إيجاد تقديرات وحيدة لمعاملات الانحدار.

ولللخروج من هذه الصعوبة نستبعد ببساطة أحد تلك المتغيرات المؤشرة. ففي مثالنا يمكن أن نستبعد X_1 ، وهذا الاستبعاد ليس للخروج من الصعوبة فقط وإنما يؤدي أيضا إلى تفسيرات بسيطة للمعالم. وبصورة عامة سنتبع إذن المبدأ التالي:

$$(10.3) \quad \text{سُمِّثِلَ المتغير النوعي الذي له } c \text{ من الصفوف بـ } c-1$$

من المتغيرات المؤشرة التي تأخذ إحدى القيمتين 0 أو 1.

ملاحظة

يُطلق على المتغيرات المؤشرة متغيرات الدُّمى، أو المتغيرات الثنائية، ويشير المصطلح الأخير إلى النظام العددي الثنائي الذي يتضمن الرقمين 0 و 1 فقط.

تفسير معاملات الانحدار

بالعودة إلى مثال ابتكارات التأمين أسقطنا المتغير المؤشر X_1 من نموذج الانحدار

$$(10.2) \quad \text{ليصبح النموذج:}$$

$$(10.4) \quad Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i$$

حيث: X_{i1} = حجم الشركة

$$\begin{aligned} X_{i2} &= 1 \quad \text{إذا كانت الشركة مساهمة} \\ &= 0 \quad \text{فيما عدا ذلك} \end{aligned}$$

وتكون دالة الاستجابة لنموذج الانحدار هذا :

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \quad (10.5)$$

وكي نفهم معنى معاملات الانحدار لهذا النموذج، لنعتبر أولاً حالة شركة تعاونية

فلمثل هذه الشركة يكون $X_2 = 0$ ولدينا النموذج:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2(0) = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad (10.5a)$$

شركة تعاونية

أي أن دالة الاستجابة للشركة التعاونية هو خط مستقيم، بمقطع من المحور Y يساوي β_0 ، وميل يساوي β_1 . ودالة الاستجابة هذه موضحة في شكل (١٠-١). وفي حالة شركة مساهمة تكون $X_2 = 1$ وتصبح دالة الاستجابة (10.5) :

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2(1) = (\beta_0 + \beta_2) + \beta_1 X_1 \quad (10.5b)$$

شركة مساهمة

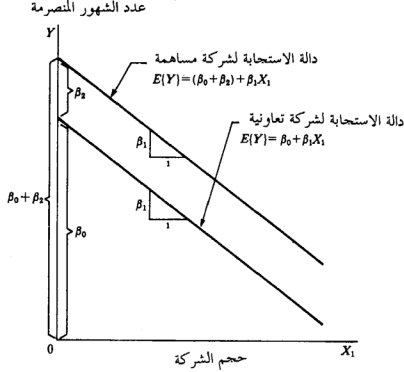
وهذا أيضاً خط مستقيم بالميل نفسه β_1 ، ولكن بمقطع من المحور Y هو $\beta_0 + \beta_2$. ودالة الاستجابة هذه موضحة أيضاً في الشكل (١٠-١). ويتضح الآن معنى معاملات الانحدار في دالة الاستجابة (10.5).

وبالإشارة إلى مثال خطة التأمين المبكرة يكون $E(Y)$ متوسط الوقت المنصرم منذ تبني الابتكار للمرة الأولى، دالة خطية في حجم المنشأة (X_1) بالميل نفسه β_1 لكل من نوعي الشركات. وتشير β_2 إلى أي مدى تكون دالة الاستجابة أعلى (أدنى) في حالة الشركات المساهمة منها في حالة الشركات التعاونية. ولذلك فإن β_2 تقيس الفرق في التأثير الناتج عن نوع الشركة. وبصورة عامة، يوضح β_2 إلى أي مدى يكون متوسط خط الاستجابة للصف المرمز ١ أعلى (أدنى) من خط الاستجابة للصف المرمز 0 وذلك لأي مستوى معطى لـ X_1 .

مثال

في مثال خطة التأمين المبكرة، قام الاقتصادي بدراسة 10 شركات تعاونية و 10 شركات مساهمة. والبيانات موضحة في الجدول (١٠-١). ويتضمن الجدول (١٠-٢) مصفوفتي البيانات Y و X . لاحظ أن $X_2 = 1$ لكل شركة مساهمة و $X_2 = 0$ لكل شركة تعاونية.

شكل (١٠-١) توضيح لمعنى معالم الانحدار للنموذج (10.4) بمغير مؤشر X_2 - مثال خطة التأيين المبكرة



وبمعرفة المصنفين Y و X من الجدول (١٠-٢) يصبح توفيق نموذج الانحدار (10.4) أمراً واضحاً. ويقدم الجدول (١٠-٣) النتائج الرئيسة الصادرة عن حاسوب. ودالة الاستجابة الناتجة هي:

$$\hat{Y} = 33.387407 - 0.10147X_1 + 8.05547X_2$$

ويحتوي الشكل (١٠-٢) على دالة الاستجابة التوفيقية لكل نوع من الشركات بالإضافة إلى المشاهدات الفعلية.

وكان أكثر ما يثير الاهتمام هو تأثير نوع الشركة X_2 على الوقت المنصرم حتى يُؤخذ بالابتكار. ولذلك فهو يرغب في الحصول على 95 في المائة فترة ثقة لـ β_2 ولهذا يحتاج للقيمة $t(975; 17) = 2.110$ ونحصل من الجدول (١٠-٣)، على حدي الثقة:

$$8.05547 \pm 2.110, \text{ وتكون فترة الثقة لـ } \beta_2 \text{ هي:}$$

$$4.98 \leq \beta_2 \leq 11.13$$

جدول (١٠-١) بيانات مثال خطة تأمين مبتكرة

الشركة	عدد الأشهر المنصرفة	الشركة	نوع
Y_i	X_{it} (بملايين الدولارات حجم)	الشركة	
17	151	1	تعاونية
26	92	2	تعاونية
21	175	3	تعاونية
30	31	4	تعاونية
22	104	5	تعاونية
0	277	6	تعاونية
12	210	7	تعاونية
19	120	8	تعاونية
4	290	9	تعاونية
16	238	10	تعاونية
28	164	11	مساهمة
15	272	12	مساهمة
11	295	13	مساهمة
38	68	14	مساهمة
31	85	15	مساهمة
21	224	16	مساهمة
20	166	17	مساهمة
13	305	18	مساهمة
30	124	19	مساهمة
14	246	20	مساهمة

جدول (١٠-٧) مصفوفات بيانات مثال خطة تأمين مبتكرة

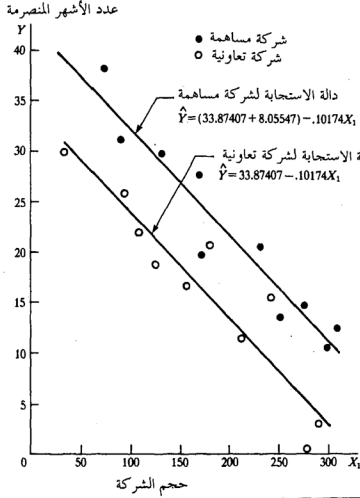
	X_0	X_1	X_2
17	1	151	0
26	1	92	0
21	1	175	0
30	1	31	0
22	1	104	0
0	1	277	0
12	1	210	0
19	1	120	0
4	1	290	0
16	1	238	0
28	1	164	1
15	1	272	1
11	1	295	1
38	1	68	1
31	1	85	1
21	1	224	1
20	1	166	1
13	1	305	1
30	1	124	1
14	1	246	1

وهكذا نستنتج وبفئة 95 في المائة، ولأي حجم معطى للشركة، أن الشركات المساهمة تنحو إلى التأخر عن الشركات التعاونية في تبني الابتكار فترة تتراوح في المتوسط ما بين 5 أشهر و 11 شهرا.

جدول (١٠-٣) نتائج الانحدار لتطبيق النموذج (10.4) - مثال خطة تأمين مبتكرة

(أ) معاملات الانحدار			
t^*	الانحراف المعياري المقدّر	معامل الانحدار المقدّر	معامل الانحدار
18.68	1.81386	33.87407	β_0
-11.44	0.00889	-0.10174	β_1
5.52	1.45911	8.05547	β_2
(ب) تحليل التباين			
MS	df	SS	مصدر التغير
752.20	2	1,504.41	الانحدار
10.38	17	176.39	الخطأ
	19	1,680.80	المجموع

شكل (٢-١٠) دوال الانحدار التوفيقية للنموذج (10.4) - مثال خطة تأمين مبتكرة



والاختبار الرسمي التالي:

$$H_0: \beta_2 = 0$$

$$H_a: \beta_2 \neq 0$$

بمستوى معنوية 0.05 سيؤدي إلى H_a ، أي أن لنوع الشركة فيما يبدو تأثيراً، ذلك

لأن الـ 95 بالمائة فترة ثقة لـ β_2 لا تتضمن الصفر.

قام الاقتصادي بإجراء تحليل آخر وستصف بعضاً منه بعد قليل.

ملاحظة

قد يعجب القارئ لماذا لم نقيم ببساطة بتوفيق خطّي انحدار منفصلين لكل من الشركات المساهمة والشركات التعاونية في مثالنا، بل قمنا بدلا من ذلك بتبني أسلوب توفيق انحدار واحد مع استخدام متغير مؤشر. وهناك سببان لهذا. فبما أن النموذج يفترض تساوي الميلين كما يفترض أن التباين الثابت لحد الخطأ هو نفسه في كل من نوعي الشركات، فإن أفضل ما يمكن القيام به لتقدير الميل المشترك β_1 هو دمج النوعين من الشركات. ويمكن أيضا الحصول على استقرائات أخرى مثل تلك المتعلقة بـ β_0 و β_2 بطريقة أكثر دقة في حال استخدام نموذج انحدار واحد يحتوي على متغير مؤشر، ذلك لأن عدد درجات الحرية للموافق المتوسط لمربعات الخطأ سيكون عندئذ أكبر.

(٢-١٠) نموذج يحتوي على تأثيرات تفاعل

في مثال خطة التأمين المبتكرة لم يبدأ الاقتصادي تحليله في الواقع بالنموذج (10.4) إذ توقع توقع تأثيرات للتفاعل بين حجم المنشأة ونوعها. ومع أن أحد المتغيرات المستقلة في نموذج الانحدار متغير نوعي، فقد أدخلت تأثيرات التفاعل في النموذج، وذلك بوضع حدود جدائية في النموذج. وفيما يلي نموذج من المرتبة الأولى مع حد تفاعل:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i1} X_{i2} + \varepsilon_i \quad (10.6)$$

حيث: X_{i1} = حجم الشركة

$X_{i2} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كانت الشركة مساهمة} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$

ودالة الاستجابة لهذا النموذج هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_1 X_2 \quad (10.7)$$

معنى معاملات الانحدار

يمكن فهم معاملات الانحدار في دالة الاستجابة (10.7) على أحسن وجه باختبار طبيعة تلك الدالة لكل من نوعي الشركات. ففي الشركات التعاونية $X_2 = 0$ ولذا فإن $X_1 X_2 = 0$ وتكون دالة الاستجابة للشركات التعاونية:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2(0) + \beta_3(0) = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad (10.7a)$$

ودالة الاستجابة هذه مبينة في الشكل (١٠-٣)، لاحظ أن الجزء المقطوع من المحور Y هو β_2 وأن الميل β_1 ، وذلك لدالة الاستجابة للشركات التعاونية.

أما للشركات المساهمة فلدينا $X_2 = 1$ ، ولذا فإن $X_1 X_2 = X_1$ ودالة الاستجابة للشركات المساهمة هي كالتالي:

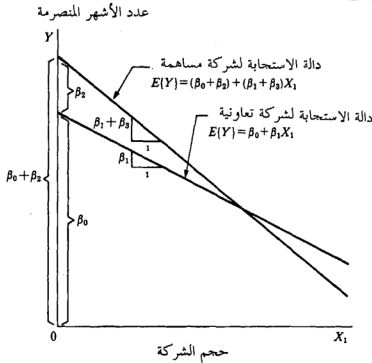
$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2(1) + \beta_3 X_1$$

أو:

$$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_2) + (\beta_1 + \beta_3)X_1 \quad (10.7b)$$

ويوضح الشكل (٣-١٠) هذه الدالة أيضا. لاحظ في دالة الاستجابة للشركات المساهمة أن الجزء المقطوع من المحور Y هو $\beta_0 + \beta_2$ والميل $\beta_1 + \beta_3$.

شكل (٣-١٠) توضح معنى معالم الانحدار للنموذج (10.6) بتغير مؤشر X_2 وحد تفاعل، مثال خطية تأمين مبتكرة.

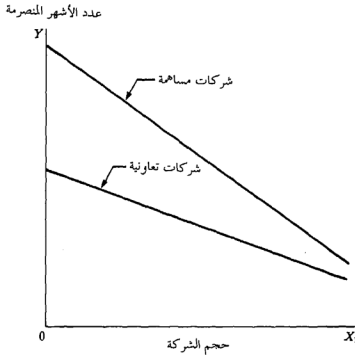


وهكذا تشير β_2 إلى أي مدى يكون الجزء المقطوع من المحور Y أكبر (أصغر) للصف المرمز 1 منه للصف المرمز 0. وبالمثل تشير β_3 إلى أي مدى يكون الميل أكبر (أصغر) للصف المرمز 1 منه للصف المرمز 0. ولأن كلا من الجزء المقطوع والميل يختلفان في نموذج الانحدار (10.6) فإنه لم يعد صحيحا أن β_2 تشير إلى أي مدى يكون

أحد خطي الاستجابة أعلى (أدنى) من الآخر لأي مستوى معطى من X_1 . ويوضح الشكل (٣-١٠) أن تأثير نوع الشركة لنموذج الانحدار (10.6) يعتمد على حجم الشركة X_1 . ففي حالة الشركات الصغيرة، ووفقاً للشكل (٣-١٠)، تكون الشركات التعاونية أسرع إلى تبني خطة مبتكرة، أما بالنسبة للشركات الكبيرة فإن الشركات المساهمة هي الأسرع. ولهذا فإنه مع وجود تفاعل، يمكن دراسة تأثير المتغير النوعي فقط، بمقارنة دوال الانحدار لكل صف من صفوف المتغير النوعي.

ويوضح الشكل (٤-١٠) سلوك أحد حالات التفاعل الممكنة لمثال خطة تأمين مبتكرة. إذ تنتج الشركات التعاونية إلى الأخذ بالخطة المبتكرة بصورة أسرع من الشركات المساهمة، أياً كان حجم الشركة وذلك في المجال الذي تناوله النموذج. ولكن التأثير التفاضلي للنوع أصغر بكثير في الشركات الكبيرة منه في الشركات الصغيرة.

شكل (٤-١٠) توضيح آخر للنموذج (10.6) بتغير مؤشر X_2 وَحَدُّ تفاعل - مثال خطة تأمين مبتكرة.



مثال

بما أن الاقتصادي توفّع إمكانية وجود تأثيرات تفاعل بين حجم ونوع الشركة. فقد رغب في الواقع في توفيق النموذج (10.6):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i1} X_{i2} + \varepsilon_i$$

وبين الجدول (١٠-٤) مصفوفة X لهذا النموذج. أما المصفوفة Y فهي نفسها كما في الجدول (١٠-٢). لاحظ أن عمود $X_1 X_2$ في المصفوفة X في الجدول (١٠-٤) يحتوي على 0 للشركات التعاونية و X_{i1} للشركات المساهمة.

ومع معرفة المصفوفتين Y و X يصبح توفيق النموذج أمراً روتينياً. والنتائج الأساسية الصادرة عن الحاسب مبيّنة في جدول (١٠-٥) ولاختبار وجود تأثيرات تفاعل:

$$H_0: \beta_3 = 0$$

$$H_a: \beta_3 \neq 0$$

فقد استخدم الاقتصادي الإحصاء t^* من الجدول (١٠-٥) أ:

$$t^* = \frac{b_3}{s\{b_3\}} = \frac{-0.0004171}{0.01833} = -0.02$$

وعند مستوى معنوية 0.05، نحتاج إلى $t(975;16) = 2.120$. وبما أن $|t^*| = 0.20$ أقل من 2.12، فإننا نقبل H_0 أي $\beta_3 = 0$ ، ونستنتج عدم وجود تأثيرات تفاعل. وبما أن القيمة P للاختبار ثنائي الجانب عال جداً وهي 0.98 فقد اختار الاقتصادي نموذج الانحدار (10.4) بدون حد تفاعل. وهذا النموذج هو الذي ناقشناه في البداية.

ملاحظة

يؤدي توفيق نموذج الانحدار (10.6) إلى دوال الاستجابة نفسها كما لو وفقنا نموذجي انحدار منفصلين للشركات المساهمة والشركات التعاونية. وميزة استخدام النموذج (10.6) بمنغفر مؤشّر أنه يُنتج بتشغيله انحدار واحدة للحاسب المعادلتين التوفيقيتين لخطي الانحدار.

وميزة أخرى هي أنه يمكن بوضوح رؤية الاختبارات الخاصة بمقارنة دوال الانحدار للصفوف المختلفة للمتغير النوعي على أنها اختبارات حول معاملات الانحدار في نموذج خطّي عام. ويوضّح الشكل (١٠-٣) في مثال خطّة تأمين مبتكرة أن اختبار ما إذا كان للدالي الانحدار الميل نفسه منظوي على اختبار:

$$H_0: \beta_3 = 0$$

$$H_a: \beta_3 \neq 0$$

جدول (١٠-٤) المصفوفة X لتوفيق النموذج (10.6) مع حدّ تفاعل - مثال خطة تأمين مبتكرة

	X_0	X_1	X_2	X_1X_2
$X =$	1	151	0	0
	1	92	0	0
	1	175	0	0
	1	31	0	0
	1	104	0	0
	1	277	0	0
	1	210	0	0
	1	120	0	0
	1	290	0	0
	1	238	0	0
	1	164	1	164
	1	272	1	272
	1	295	1	295
	1	68	1	68
	1	85	1	85
	1	224	1	224
	1	166	1	166
	1	305	1	305
	1	124	1	124
	1	246	1	246

جدول (١٠-٥) نتائج التحدار لتوفيق النموذج (10.6) مع حدّ تفاعل - مثال خطة تأمين مبتكرة.

(أ) معاملات الانحدار			
t^*	الانحراف المعياري المقدّر	معامل الانحدار المقدّر	معامل الانحدار
13.86	2.44065	33.83837	β_0
-7.78	0.01305	-0.10153	β_1
2.23	3.65405	8.13125	β_2
-0.02	0.01833	-0.0004171	β_3
(ب) تحليل التباين			
MS	df	SS	مصدر التغير
501.47	3	1,504.42	الانحدار
11.02	16	176.38	الخطأ
	19	1,680.80	المجموع

وبالمثل فإن اختبار ما إذا كانت دالتا الانحدار متطابقتين سينطوي على اختبار:

$$H_0: \beta_2 = \beta_3 = 0$$

ليست كل من β_2 و β_3 مساويا للصفر H_a :

(٣-١٠) نماذج أكثر تعقيدا

نعتبر الآن باختصار، نماذج تتضمن متغيرات مستقلة نوعية وأكثر تعقيدا.

متغيرات نوعية بأكثر من صنفين

إذا كان للمتغير النوعي المستقل أكثر من صنفين فإن ذلك يتطلب متغيرات مؤشرة إضافية في نموذج الانحدار. لندرس الانحدار اهتزاز آلة معينة Y على سرعة الآلة X_1 آخذين في الاعتبار طراز الآلة (M1, M2, M3, M4) كمتغير مستقل أيضا، وحيث إن للمتغير النوعي، طراز الآلة، أربعة صفوف فإننا نحتاج إلى متغيرات مؤشرة - دعنا نعرفها كما يلي:

$$\begin{array}{ll} X_2 = 1 & \text{إذا كان طراز الآلة M1} \\ X_2 = 0 & \text{فيما عدا ذلك} \\ X_3 = 1 & \text{إذا كان طراز الآلة M2} \\ X_3 = 0 & \text{فيما عدا ذلك} \\ X_4 = 1 & \text{إذا كان طراز الآلة M3} \\ X_4 = 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{array} \quad (10.8)$$

نموذج من المرتبة الأولى. نموذج الانحدار من المرتبة الأولى في هذه الحالة هو:

$$Y_i \{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i4} + \varepsilon_i \quad (10.9)$$

والبيانات للمصفوفة X في هذا النموذج هي كما يلي:

X_4	X_3	X_2	X_1	X_0	طراز الآلة
0	0	1	X_{i1}	1	M1
0	1	0	X_{i1}	1	M2
1	0	0	X_{i1}	1	M3
0	0	0	X_{i1}	1	M4

ودالة الاستجابة لنموذج الانحدار (10.9) هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 \quad (10.10)$$

ولكي ترى معنى معاملات الانحدار، اعتبر أولا دالة الاستجابة لآلات الطراز

M4 حيث $X_4 = 0$ و $X_3 = 0$ و $X_2 = 0$:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad (10.10a)$$

ولآلات الطراز M1 يكون $X_4 = 0$ و $X_3 = 0$ و $X_2 = 1$: ودالة الاستجابة هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 = (\beta_0 + \beta_2) + \beta_1 X_1 \quad (10.10b)$$

وبالمثل تكون دالة الاستجابة لكل من الطرازين M2 و M3:

$$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_3) + \beta_1 X_1 \quad (10.10c)$$

$$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_4) + \beta_1 X_1 \quad (10.10d)$$

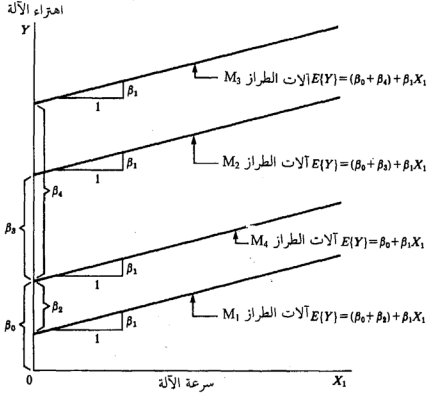
وهكذا تشير دالة الاستجابة (10.10) إلى أن الانحدار اهتراء الآلة على سرعتها هو انحدار خطي بالميل نفسه لجميع الطُرُز، وتشير المعاملات β_2 ، β_3 و β_4 ، على الترتيب، إلى أي مدى تكون دالة الاستجابة للطُرُز M1، M2 و M3 أعلى (أدنى) منها للطراز M4 وذلك لأي مستوى من مستويات سرعة الآلة. ولهذا نقيس β_2 ، β_3 و β_4 ، التأثيرات التفاضلية لصغوف المتغير النوعي على ارتفاع دالة الاستجابة مقاسة دائما بالمقارنة مع دالة الاستجابة للصف الذي تكون فيه $X_2 = X_3 = X_4 = 0$. وذلك عند أي مستوى معطى لـ X_1 . ويوضح الشكل (٥-١٠) ترتيبا ممكنا لدوال الاستجابة.

وعند استخدام نموذج الانحدار (10.9) قد يود البعض تقدير التأثيرات التفاضلية بمقارنة تختلف عن المقارنة مع الطراز M4 وهذا ممكن بتقدير فروق بين معاملات الانحدار، فعلى سبيل المثال يقيس $\beta_4 - \beta_3$ إلى أي مدى تكون دالة الاستجابة أعلى (أدنى) في آلات الطراز M3 منها في آلات الطراز M2 وذلك لأي مستوى من مستويات سرعة الآلة. ويتأني هذا بمقارنة (10.10c) و (10.10d) ويكون التقدير النقطي لهذا الفرق هو بالطبع $b_4 - b_3$ والتباين المقدّر لهذا التقدير هو:

$$s^2\{b_4 - b_3\} = s^2\{b_4\} + s^2\{b_3\} - 2s\{b_4, b_3\} \quad (10.11)$$

ويمكن الحصول على التباينات والتغايرات التي تحتاجها مباشرة من مصفوفة التباين والتغاير المقدّرة لعالم الانحدار.

شكل (١٠.٥) توضيح للنموذج (10.9) - مثال اهتراء الآلات



نموذج المرتبة الأولى مع إضافة تفاعلات . إذا كان تأثير التفاعل بين سرعة الآلة وطرازها موجودا في توضيحنا السابق فيمكن تعديل نموذج الانحدار (10.9) كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i4} + \beta_5 X_{i1} X_{i2} + \beta_6 X_{i1} X_{i3} + \beta_7 X_{i1} X_{i4} + e_i \quad (10.12)$$

ودالة الاستجابة السابقة لآلات الطراز حيث $X_3 = 0$ و $X_4 = 0$ هي كما يلي:

$$\text{آلات الطراز M4} \quad E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad (10.13a)$$

وبالمثل فإننا نجد بالنسبة لآلات من الطراز الأخرى:

$$\text{آلات الطراز M1} \quad E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_2) + (\beta_1 + \beta_5) X_1 \quad (10.13b)$$

$$\text{آلات الطراز M2} \quad E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_3) + (\beta_1 + \beta_6) X_1 \quad (10.13c)$$

$$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_4) + (\beta_1 + \beta_7)X_1 \quad \text{آلات الطراز M3} \quad (10.13d)$$

وهكذا يتضمن نموذج التفاعل (10.12) أن لكل طراز خط انحداره الخاص بأجزاء مقطوعة مختلفة وميول مختلفة من طراز لآخر.

أكثر من متغير مستقل نوعي واحد

يمكن بسهولة بناء نماذج لحالات تتضمن متغيرين مستقلين أو أكثر كمتغيرات نوعية. لندرس انحدار نفقات الدعاية Y على المبيعات X_1 ، ونوع (محدودة، غير محدودة)، وجودة إدارة المبيعات (عالية، غير عالية) فيمكن أن نعرف:

$$\begin{aligned} X_2 = & \begin{matrix} 1 & \text{إذا كانت الشركة محدودة} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{matrix} \\ X_3 = & \begin{matrix} 1 & \text{إذا كانت الجودة عالية في إدارة المبيعات} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{matrix} \end{aligned} \quad (10.14)$$

نموذج من المرتبة الأولى. نموذج انحدار من المرتبة الأولى للمثال السابق هو:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (10.15)$$

ويتضمن هذا النموذج أن دالة الاستجابة لنفقات الدعاية محدودة على المبيعات هي دالة خطية بالميل نفسه لجميع تراكيب نوع الشركة وجودة إدارة المبيعات. وتشير β_2 و β_3 إلى التأثيرات التجميعية التفاضلية على ارتفاع خط الانحدار الناجم عن نوع الشركة وعن جودة إدارة المبيعات، وذلك لأية مستويات معطاة لـ X_1 وللمتغيرات المستقلة الأخرى.

نموذج المرتبة الأولى مع إضافة تفاعلات معينة. نموذج الانحدار من المرتبة الأولى بعد

إضافة تأثيرات التفاعل بين أزواج المتغيرات المستقلة هو كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i1} X_{i2} + \beta_5 X_{i1} X_{i3} + \beta_6 X_{i2} X_{i3} + \varepsilon_i \quad (10.16)$$

لاحظ مضمين هذا النموذج:

نوع الشركة	جودة إدارة المبيعات	دالة الاستجابة
محدودة	عالية	$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_6) + (\beta_1 + \beta_4 + \beta_5)X_1$
غير محدودة	عالية	$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_3) + (\beta_1 + \beta_5)X_1$
محدودة	منخفضة	$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_2) + (\beta_1 + \beta_4)X_1$
غير محدودة	منخفضة	$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1X_1$

لا تختلف جميع دوال الاستجابة للتركيبة المختلفة لنوع الشركة وجودة إدارة المبيعات فقط ولكن التأثيرات التفاضلية لتغير نوعي واحد على الجزء المقطوع من المحور Y تعتمد على تصنيف المتغير النوعي الآخر، وعلى سبيل المثال عندما تنتقل من (غير محدودة - منخفضة الجودة إلى محدودة - منخفضة الجودة)، فإن الجزء المقطوع من المحور Y يتغير بمقدار β_2 . ولكن لو انتقلنا من محدودة عالية الجودة إلى غير محدودة عالية الجودة فإن الجزء المقطوع يتغير بمقدار $\beta_2 + \beta_6$.

متغيرات مستقلة نوعية فقط

يمكن أيضا بناء نماذج الانحدار تتضمن متغيرات مستقلة نوعية فقط. فبالإشارة إلى المثال السابق يمكن دراسة انحدار نفقات الدعاية على نوع الشركة وجودة إدارة المبيعات فقط. وعندئذ يصبح نموذج المرتبة الأولى:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_2X_{i2} + \beta_3X_{i3} + \varepsilon_i \quad (10.17)$$

تعليقات

١- يُطلق على النماذج التي تكون جميع المتغيرات المستقلة فيها متغيرات نوعية نماذج تحليل التباين.

٢- النماذج التي تحتوي على بعض المتغيرات المستقلة الكمية وبعض المتغيرات المستقلة النوعية، حيث المتغيرات المستقلة الرئيسية ذات الأهمية هي المتغيرات النوعية، أما المتغيرات الكمية فقد أدخلت لتخفيض تباين حد الخطأ، تسمى نماذج تحليل التباين.

(١-٤) المقارنة بين الثنتين أو أكثر من دوال الانحدار

نواجه دائما انحدارات لمجتمعين أو أكثر ونرغب في اختبار أوجه التشابه والاختلاف بينهما ونقدم ثلاثة أمثلة.

١- تشغل إحدى الشركات خططين لإنتاج قطع الصابون، ودرست العلاقة بين سرعة الخط وكمية النفاية في اليوم. ويقترح رسم الانتشار للبيانات أن علاقة الانحدار بين سرعة الخط وكمية النفاية هي علاقة خطية ولكنها ليست نفسها لكل من خطي الإنتاج. وتبدو الميل وكأنها نفسها تقريبا، أما ارتفاعات خطوط الانحدار فتبدو مختلفة، ونرغب في اختبار ما إذا كان خطا الانحدار متطابقين أم لا، وإذا وُجد أن الخططين ليسا نفسيهما فيجب إجراء دراسة لمعرفة سبب وجود اختلاف في ناتج النفاية.

٢- تدرس إحدى الاقتصاديات العلاقة بين كمية الادخار ومستوى الدخل لمجموعة من الأسر متوسطة الدخل من مناطق حضر ومناطق ريف وذلك باستخدام عينات مستقلة من المجتمعين. ويمكن نمذجة كل من العلاقتين بالانحدار خطي. وترغب الاقتصادية في مقارنة ميل أسر الحضر والريف لادخار الكمية نفسها عند المستوى نفسه من الدخل، بمعنى آخر هل خطا لانحدار متشابهان. وإذا لم يكونا متشابهين فهي ترغب في اكتشاف ما إذا كان مقدار الادخار لكل دولار واحد من الدخل متماثلا تماما في المجتمعين. أي ترغب في اكتشاف ما إذا كانت - على الأقل - كميات الادخار من دولار إضافي في الدخل هي نفسها للمجموعتين وبمعنى آخر هل لخطي الانحدار الميل نفسه.

٣- ابتكرت إحدى الشركات أداتين بالمواصفات نفسها وذلك لقياس الضغط في عملية صناعية. ومن أجل الأداتين قامت بدراسة العلاقة بين قراءة التدرج والضغط الحقيقي كما هو محدد بطريقة مضبوطة تقريبا ولكنها بطيئة ومكلفة. وإذا كان لهما خط الانحدار نفسه فإنه يمكن تطوير جدول معايرة واحد للأداتين وفيما عدا ذلك تحتاج إلى جدولين مختلفين للمعايرة.

عندما يكون افتراض تساوي تباينات حد الخطأ في نماذج الانحدار للمجتمعات المختلفة افتراضاً معقولاً فيمكن استخدام المتغيرات المؤشرة لاختيار تساوي الدوال المختلفة للانحدار. أما إذا كانت تباينات الخطأ غير متساوية، فمن الممكن جعلها متساوية بصورة تقريبية. على الأقل، من خلال التحويلات.

رأينا فيما سبق أن نماذج الانحدار بمتغيرات مؤشرة، والتي تحتوي على حدود تفاعل، تسمح لنا باختبار تساوي دوال الانحدار للمصفوف المختلفة للمتغير النوعي. ويمكن استخدام هذه الطريقة مباشرة لاختيار تساوي دوال الانحدار لمجتمعات مختلفة. وببساطة يمكن اعتبار المجتمعات المختلفة المدروسة كصفوف متغير مستقل، وتعرف متغيرات مؤشرة للمجتمعات المختلفة ثم نطور نموذج انحدار يحتوي على حدود التفاعل المناسبة، وحيث إنه لا توجد أفكار جديدة في عملية اختبار تساوي دوال الانحدار لمجتمعات مختلفة فنستخدم مثالين من الأمثلة السابقة لتوضيح الأسلوب.

مثال خطوط إنتاج الصابون

يقدم الجدول (١٠-٦) بيانات عن كمية النفاية Y وسرعة الخط X_1 لمثال خطوط إنتاج الصابون. والمتغير X_2 هو ترميز لخط الإنتاج. ويوضح الشكل (١٠-٦) رسم انتشار للبيانات باستخدام رمزين مختلفين لخطي الإنتاج.

نموذج أولي. قررت المحللة، بناء على رسم الانتشار في الشكل (١٠-٦)، توفيق نموذج الانحدار (10.6) الذي يفترض أن علاقة الانحدار بين كمية النفاية وسرعة الخط هي علاقة خطية لكل من خطي الإنتاج، وأن تباينات حدود الخطأ هي نفسها، ولكنه يسمح بوجود ميلين مختلفين لخطي الانحدار وجزيئين مقطوعين مختلفين:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i1} X_{i2} + \varepsilon_i \quad (10.18)$$

حيث:

X_{i1} = سرعة الخط

X_{i2} = 1 خط الإنتاج رقم ١

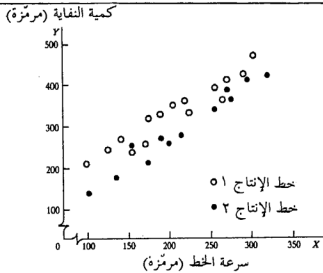
0 خط الإنتاج رقم ٢

$i = 1, 2, \dots, 27$

لاحظ أنه من أجل أغراض هذا النموذج، جُمعت المشاهدات الـ 15 من خط الإنتاج 1 والمشاهدات الـ 12 بخط الإنتاج 2 في مجموعة واحدة من 27 مشاهدة. تشخيصات. يؤدي توفيق بيانات الجدول (٦-١٠) وفقا لنموذج الانحدار (10.18) إلى النتائج المعروضة في الجدول (٧-١٠) وإلى دالة الانحدار التالية:

$$\hat{Y} = 7.57 + 1.322X_1 + 90.39X_2 - 0.1767X_1X_2$$

شكل (٦-١٠) رسم انتشار لمثال خطوط إنتاج الصابون



ويوضح الشكل (٧-١٠) رسماً بيانياً للرواسب مقابل \hat{Y} لكل من خطي الإنتاج وهناك رسمان بيانيان لتسهيل تشخيص الاختلافات الممكنة بين خطي الإنتاج. ويتسق كل من الرسمين في الشكل (٧-١٠) مع نموذج الانحدار (10.18) اتساقاً معقولاً. ويمكن تعليل انقسام الرواسب الموجبة والسالبة إلى 10 و5 على التوالي، في خط الإنتاج 1، وإلى 4 و8 في خط الإنتاج 2 إلى عشوائية النتائج. وتدعم الرسوم البيانية للرواسب في مقابل X_2 ، ورسم الاحتمال الطبيعي للرواسب (غير مبين هنا) صلاحية النموذج الذي تم توقيفه. وبالنسبة لرسم الاحتمال نجد أن معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت فرض التوزيع الطبيعي هو 0.990، وطبقاً للجدول (٣-٤) فإن هذا الارتباط عال بما فيه الكفاية كي يشير إلى طبيعية حدود الخطأ.

جدول (٦-١٠) بيانات لمثال خطوط إنتاج الصابون (جميع البيانات مرمزة)

خط الإنتاج ٢				خط الإنتاج ١			
حالة مقدار النفاية سرعة الخط				حالة مقدار النفاية سرعة الخط			
X_{12}	X_{11}	Y_i	i	X_{12}	X_{11}	Y_i	i
0	105	140	16	1	100	218	1
0	215	277	17	1	125	248	2
0	270	384	18	1	220	360	3
0	255	341	19	1	205	351	4
0	175	215	20	1	300	470	5
0	135	180	21	1	255	394	6
0	200	260	22	1	225	332	7
0	275	361	23	1	175	321	8
0	155	252	24	1	270	410	9
0	320	422	25	1	170	260	10
0	190	273	26	1	155	241	11
0	295	410	27	1	190	331	12
				1	140	275	13
				1	290	425	14
				1	265	367	15

وترغب المحللة في النهاية إجراء اختبار رسمي لتساوي تباينات حدود الخطأ لكل من خطي الإنتاج، وللحصول على تقديرات مستقلة للتباينات قامت بتوفيق نموذجي انحدار خطيين منفصلين لبيانات كل من خطي الإنتاج وحصلت على النتائج الآتية:

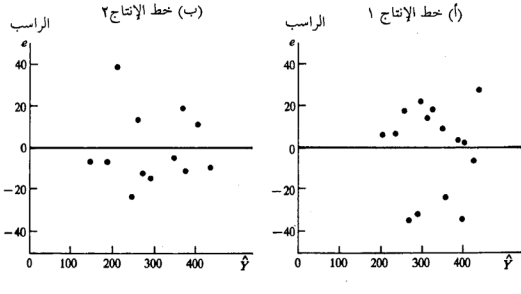
خط الإنتاج	خط الانحدار التوفيقي	MSE	df
1	$\hat{Y} = 97.965 + 1.145X_1$	492.52	13
2	$\hat{Y} = 7.574 + 1.322X_1$	350.13	10

جدول (٧-١٠) نتائج الانحدار لتوليف نموذج الانحدار (10.18) مثال خطي - إنتاج الصابون

(أ) معاملات الانحدار			
معامل الانحدار	معامل الانحدار المقدّر	الانحراف المعياري المقدّر	t^*
β_0	7.57	20.87	.36
β_1	1.322	0.09262	14.27
β_2	90.39	28.35	3.19
β_3	-0.1767	0.1288	-1.37

(ب) تحليل التباين			
مصدر التغير	SS	df	MS
معامل الانحدار	169,165	3	56,388
X_1	149,661	1	149,661
$X_2 X_1$	18,694	1	18,694
$X_1X_2 X_1, X_2$	810	1	810
الخطأ	9,904	23	430.6
المجموع	179,069	26	

شكل (٧-١٠) رسومات الرواسب مقابل \hat{Y} لمثال خطي إنتاج الصابون



وباستخدام اختبار F في جدول (٤-١) أُنحصل على:

$$F^* = \frac{492.52}{350.13} = 1.41$$

وعند مستوى معنوية 0.05، نحتاج إلى $F(0.025; 13, 10) = 0.308$

و $F(0.975; 13, 10) = 3.58$. وحيث إن F^* تقع بين هاتين النهايتين فإننا نستنتج أن

لانحداري خطي الإنتاج تباينات خطأ متساوية.

عند هذه النقطة كانت المحللة راضية عن مصداقية نموذج الانحدار (10.18) بحدود

خطأ طبيعية، وكانت مستعدة للمضي إلى مقارنة علاقة الانحدار بين كمية النفقات

وسرعة الخط، في كل من خطي الإنتاج.

استقرأت حول خطي الانحدار. تختبر تطابق دالتي الانحدار لخطي الإنتاج بدراسة البدائل:

$$H_0: \beta_2 = \beta_3 = 0 \quad (10.19)$$

$$H_a: \beta_2 = 0 \text{ و } \beta_3 = 0 \text{ ليس كل من}$$

وإحصاءة الاختبار المناسبة معطاة في العلاقة (8.25)

$$F^* = \frac{SSR(X_2, X_1, X_2 | X_1)}{2} \div \frac{SSE(X_1, X_2, X_1, X_2)}{n-4} \quad (10.19a)$$

حيث تمثل n حجم العينة الكلي للمجتمعين ونجد باستخدام نتائج الانحدار في الجدول (٧-١٠):

$$SSR(X_2, X_1, X_2 | X_1) = SSR(X_2 | X_1) + SSR(X_1, X_2 | X_1, X_2)$$

$$= 18,694 + 810 = 19,504$$

$$F^* = \frac{19,504}{2} \div \frac{9,904}{23} = 22.65$$

ولضبط α عند مستوى 0.01 نحتاج إلى $F(99; 2, 23) = 5.67$ وبما أن $F^* = 22.65 > 5.67$

فنستنتج H_a . أي أن دالتي الانحدار لخطي الإنتاج ليستا متطابقتين.

اختبرت المحللة بعد ذلك ما إذا كان ميلا خطي الانحدار متساويين وكانت

البدائل هنا:

$$H_0: \beta_3 = 0$$

$$H_a: \beta_3 \neq 0$$

$$(10.20)$$

وإحصاءة الاختبار المناسبة هي إما الإحصاءة F^* في (8.23) أو إحصاءة الاختبار F الجزئي في (8.22):

$$F^* = \frac{SSR(X_1, X_2 | X_1, X_2)}{1} \div \frac{SSE(X_1, X_2, X_1, X_2)}{n-4} \quad (10.20\alpha)$$

وباستخدام نتائج الانحدار في جدول (٧-١٠) وإحصاءة اختبار F الجزئي نحصل على:

$$F^* = \frac{810}{1} \div \frac{9,904}{23} = 1.88$$

ومن أجل $\alpha = 0.01$. نحتاج إلى $F(99; 1, 23) = 7.88$. وبما أن $F^* = 1.88 \leq 7.88$

فنستنتج H_0 ، أي أن ميلي دالتي الانحدار متساويان لكل من خطي الإنتاج.

وباستخدام متباينة بونفروني (5.3)، يمكن للمحللة إذن أن تستنتج، عند مستوى معنوية عائلي 0.02، أن زيادة معطاة في سرعة الخط تؤدي إلى كمية الزيادة نفسها في النفائات المتوقعة، وذلك في كل من خطي الإنتاج، ولكن الكمية المتوقعة من النفائات المقابلة لسرعة خط معطاة تختلف في الخططين بمقدار ثابت.

ويمكن تقدير هذا الفرق الثابت في خطي الانحدار بالحصول على فترة ثقة لـ β_2 . ومن أجل 95 في المائة فترة ثقة نحتاج إلى $t(975, 23) = 2.069$. وباستخدام النتائج في الجدول (٧-١٠) نحصل على حدود ثقة $(28.35) \pm 2.069$ و 90.39 وبالتالي تكون فترة الثقة لـ β_2 :

$$31.7 \leq \beta_2 \leq 149.0$$

وهكذا تستنتج، بمعامل ثقة 95% أن متوسط النفاية لخط الإنتاج ١ تتجاوز، عند أي سرعة خط معطاة، متوسط النفاية لخط الإنتاج ٢ بمقدار يتراوح بين 32 و 149.

مثال دراسة معايرة أداة

يعتقد المهندس الذي يقوم بدراسة المعايرة أن دوال الانحدار التي تربط بين قراءة التدرج Y والضغط الفعلي X_1 لكل من الأداتين هي كثيرة حدود من المرتبة الثانية.

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_1^2$$

ولكنهما قد يختلفان من أداة إلى الأخرى، ولذا فإن استخدام النموذج (متخذاً متغير انحراف لـ X_1 ليقابل مشاكل الخطية المتعددة. انظر الفصل التاسع):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i1}^2 + \beta_3 x_{i2} + \beta_4 x_{i1} x_{i2} + \beta_5 x_{i1}^2 x_{i2} + \varepsilon_i \quad (10.21)$$

حيث:

$$x_{i1} = X_{i1} - \bar{X}_1 =$$

$$X_{i2} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كانت الأداة B} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$$

لاحظ أن دالة الاستجابة للأداة A حيث $X_2 = 0$ هي:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_1^2 \quad (10.22a)$$

وتكون دالة الاستجابة للأداة B حيث $X_2 = 1$

$$E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_3) + (\beta_1 + \beta_4)x_1 + (\beta_2 + \beta_5)x_1^2 \quad (10.22b)$$

وبالتالي فإن اختبار تساوي دالتي الاستجابة يتضمن البدائل:

$$H_0: \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = 0$$

$$H_a: \text{ليست جميع المعالم } \beta_k \text{ في } H_0, \text{ مساوية للصفر} \quad (10.23)$$

وتكون إحصاءة الاختبار المناسبة هي (8.25):

$$F^* = \frac{SSR(X_2, x_1, X_2, x_1^2, X_2 | x_1, x_1^2)}{3} \div \frac{SSE(x_1, x_1^2, X_2, x_1, X_2, x_1^2, X_2)}{n-6} \quad (10.23a)$$

حيث n يمثل حجم العينة المشترك من المجتمعين.

تعليقات

١- يعتبر الأسلوب الموصوف آنفا أسلوبا عاما تماما. وإذا انطوت المسألة على

ثلاث أو أكثر من المجتمعات فتضاف ببساطة عندئذ متغيرات مؤشرة إضافية إلى النموذج.

٢- إن استخدام المتغيرات المؤشرة لاختبار تساوي دالتي انحدار أو أكثر مكافئ

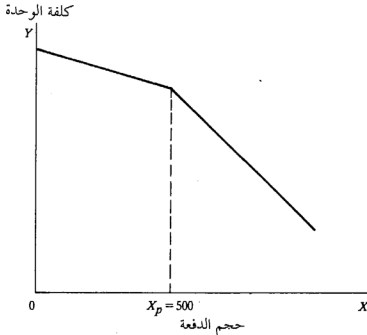
لأسلوب الاختبار الخطي العام حيث ينطوي توفيق النموذج التام على توفيق انحدارات منفصلة لبيانات كل مجتمع على حدة وينطوي توفيق النموذج المحفّض على توفيق انحدار واحد للبيانات جميعها معتمدة كيان واحد.

(٥-١٠) استخدامات أخرى للمتغيرات المؤشرة

الانحدار الخطي قطعة قطعة

يتبع انحدار Y على X في بعض الأحيان علاقة خطية بالذات ضمن مدى معين للمتغير X ، ولكنه يتبع علاقة خطية مختلفة خارج ذلك المدى. وعلى سبيل المثال قد يتبع انحدار تكلفة وحدة إنتاج Y على حجم دفعة الإنتاج علاقة انحدار خطية معينة حتى $X_p = 500$ وعند هذه النقطة، يتغير الميل بسبب فعاليات في عملية التشغيل لا تكون ممكنة إلا عندما يكون حجم الدفعة أكبر من 500. وعلى سبيل المثال، قد يكون هناك هبوط شديد في سعر الوحدة عند شراء المواد الأولية لدفعات إنتاج تتجاوز الـ 500 ويوضح الشكل (٨-١٠) هذه الحالة.

شكل (٨-١٠) توضيح للانحدار الخطي قطعة قطعة



ونستعرض الآن كيفية استخدام المتغيرات المؤشرة لتوفيق الانحدارات خطية قطعة قطعة ومولفة من قطعتين. وستتابع الحالة التي تكون فيها X_p (النقطة التي يتغير عندها الميل) معروفة.

وبالعودة إلى توضيح حجم الدفعة، حيث نعلم أن الميل يتغير عند $X_p = 500$ ،

يمكن التعبير عن النموذج لهذا المثال كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 (X_{i1} - 500) X_{i2} + \varepsilon_i \quad (10.24)$$

حيث:

حجم الدفعة X_{i1}

$$X_{i2} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كان } X_{i1} > 500 \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$$

وللتحقق من أن نموذج الانحدار (10.24) يقدم انحدارا خطيا بقطعتين، لنأخذ دالة

الاستجابة لهذا النموذج:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 (X_1 - 500) X_2 \quad (10.25)$$

وعندما يكون $X_1 \leq 500$ يكون $X_2 = 0$ وبالتالي تصبح (10.25):

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad X_1 \leq 500 \quad (10.25a)$$

وفي المقابل عندما يكون $X_1 > 500$ فإن $X_2 = 1$ ونحصل على:

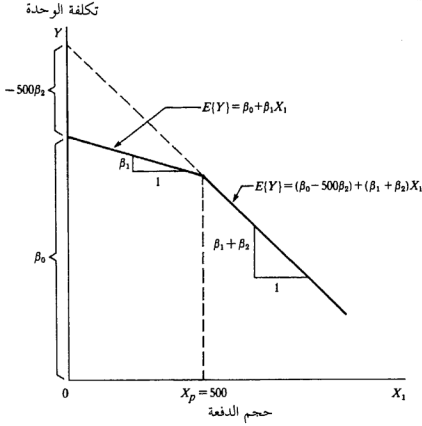
$$E\{Y\} = (\beta_0 - 500\beta_2) + (\beta_1 + \beta_2) X_1 \quad X_1 > 500 \quad (10.25b)$$

وهكذا يكون ميلا خطي الانحدار β_1 و $\beta_1 + \beta_2$ ويكون الجزءان المقطوعان، β_0 و $\beta_0 - 500\beta_2$. ويوضح الشكل (٩-١٠) هذه المعالم، والسبب في طرح β_2 ٥٠٠ من β_0 هو أن β_2 تتعلق بزيادة مقدارها الواحد في X_1 ، ولكننا نقوم هنا بقياس وقع التأثير التفاضلي في الميل في الاتجاه السالب الممتد من $X_p = 500$ إلى الصفر.

مثال. يحتوي الجدول (٨-١٠) أ على ثمانية مشاهدات حول تكاليف الوحدة لحجوم دفعات معينة. ومن المعروف أن ميل دالة الاستجابة يتغير عند $X_p = 500$ ولذلك سنستخدم النموذج (10.24).

ويحتوي الجدول (٨-١٠) ب على مصفوفة X لمثلنا، والعمود الأخير لـ X هو عمود من الأرقام 1 كالمعتاد. ويحتوي العمود الذي يليه القيم X_{i1} . ويحتوي العمود الأخير على اليمين $(X_{i1} - 500) X_{i2}$ ، ويتألف من القيم 0 لجميع أحجام الدفعات حتى 500، و $500 - X_{i1}$ لحجوم الدفعات التي تتجاوز 500.

شكل (٩-١٠) توضيح لمعنى معاملات الانحدار في دالة الاستجابة (10.25) وهي دالة قطعة قطعة.



جدول (٩-١٠) بيانات ومصفوفة X لانحدار خطي قطعة قطعة - مثال حجم الدفعة

(ب)			(أ)		
			حجم الدفعة X_i	تكلفة الوحدة Y_i (بالدولار)	الدفعة i
X_0	X_1	$(X_1 - 500)X_2$			
1	650	150	650	2.57	1
1	340	0	340	4.40	2
1	400	0	400	4.52	3
1	800	300	800	1.39	4
1	300	0	300	4.75	5
1	570	70	570	3.55	6
1	720	220	720	2.49	7
1	480	0	480	3.77	8

ويصبح توفيق نموذج الانحدار (10.24)، عند هذه النقطة مجرد روتين. ودالة الاستجابة التوفيقية هي:

$$\hat{Y} = 5.89545 - 0.00395X_1 - 0.00389(X_1 - 500)X_2$$

ونقدّر من دالة الاستجابة التوفيقية هذه أن التكلفة المتوقعة للوحدة ستهبط بمقدار 0.00395 لكل زيادة بمقدار واحد في حجم الدفعة، وذلك عندما يكون حجم الدفعة أقل من 500، ويهبط بمقدار 0.00784 = 0.00389 + 0.00395 عندما يكون حجم الدفعة أكبر من أو يساوي 500.

ملاحظة

من السهل تعميم نموذج الانحدار (10.24) إلى خطوط انحدار بأكثر من قطعتين. فعلى سبيل المثال، إذا كان ميل خط الانحدار في مثال حجم الدفعة السابق، يتغير في الواقع عند كل من $X = 500$ و $X = 800$ ؛ فيصبح النموذج:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 (X_{i1} - 500)X_{i2} + \beta_3 (X_{i1} - 800)X_{i3} + \varepsilon_i \quad (10.26)$$

حيث: حجم الدفعة = X_{i1}

$$X_{i2} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كان } X_{i1} > 500 \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$$

$$X_{i3} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كان } X_{i1} > 800 \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$$

انقطاع في دالة الانحدار

وأحيانا لا تغير دالة الانحدار خطية ميلها عند قيمة ما X فقط، ولكن قد يكون لها أيضا قفزة عند هذه القيمة. ويوضح الشكل (١٠-١٠) هذه الحالة. ويجب الآن إدخال متغير مؤشر آخر ليُعبّر بهذه القفزة. افترض أنه يُراد حذر الوقت اللازم لحل مشكلة بنجاح Y على درجة تعقيد تلك المشكلة X مقيسة بمتغيرات كمية من 0 إلى 100. وأنه من المعروف أن خط الاستجابة يغير ميله عند $X_p = 40$ وأنه يُعتقد أن علاقة الانحدار قد تكون غير مستمرة في هذه النقطة فعندئذ نضع نموذج الانحدار:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 (X_{i1} - 40)X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (10.27)$$

حيث:

X_{i1} = درجة تعقيد المشكلة

1 إذا كان $X_{i1} > 40$

X_{i2} = 0 فيما عدا ذلك

1 إذا كان $X_{i1} > 40$

X_{i3} = 0 فيما عدا ذلك

وتكون دالة الاستجابة لنموذج الانحدار (10.27)

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 (X_1 - 40) X_2 + \beta_3 X_3 \quad (10.28)$$

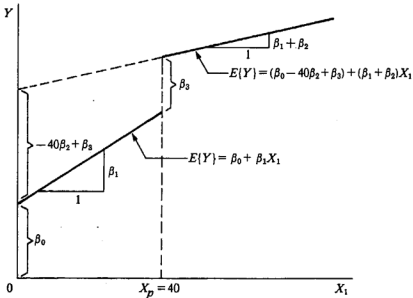
وعندما يكون $X_1 \leq 40$ فإن $X_2 = 0$ و $X_3 = 0$ ولذا تصبح (10.28):

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 \quad X_1 \leq 40 \quad (1.28a)$$

وبالمثل، عندما يكون $X_1 > 40$ فإن $X_2 = 1$ و $X_3 = 1$ ولذا تصبح النموذج (10.28)

$$E\{Y\} = (\beta_0 + 40\beta_2 + \beta_3) + (\beta_1 + \beta_2) X_1 \quad X_1 > 40 \quad (10.28b)$$

شكل (١٠-١٠) توضح لدالة الاستجابة (10.28) حيث الانحدار الخطي غير مستمر وقطعة فقطعة.



ودالتا الاستجابة هاتان مبينتان في الشكل (١٠-١) مع المعالم التي تنطوي عليها الدالتان. لاحظ أن β_3 تمثل الفرق بين متوسطي الاستجابة الخطي للانحدار عند $X_p = 40$ ، ويمثل β_2 الفرق بين المليون.

ولا يشكل تقدير معاملات الانحدار للنموذج (10.27) مشكلة جديدة. ويمكن اختبار ما إذا كان $\beta_3 = 0$ أم لا بالطريقة المعتادة. وإذا استنتجنا أن $\beta_3 = 0$ فتكون دالة الانحدار مستمرة عند X_p بحيث ينطبق النموذج السابق للانحدار الخطي قطعة قطعة.

تطبيقات السلاسل الزمنية

كثيرا ما يستخدم الاقتصاديون والمحللون التحساريون بيانات السلاسل الزمنية في تحليل الانحدار. فعلى سبيل المثال يمكن حذر الادخارات Y على الدخل X حيث بيانات الادخار والدخل تتعلق بعدة سنوات. ويمكن أن يكون النموذج المقترح:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t \quad t = 1, \dots, n \quad (10.29)$$

حيث Y_t و X_t الادخار والدخل عند الزمن t ، على الترتيب. افترض أن الفترة الزمنية التي تغطيها البيانات تشتمل على سنوات حرب وسنوات سلام، وأن هذا العامل ينبغي أخذه في الاعتبار، إذ يُتوقع أن يتجه الادخار خلال سنوات الحرب إلى أن يكون أعلى. وبالتالي يمكن أن يكون النموذج التالي مناسباً:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{t1} + \beta_2 X_{t2} + \varepsilon_t \quad (10.30)$$

حيث:

X_{t1} = الدخل

$X_{t2} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كان الفترة } t \text{ زمن سلام} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$

لاحظ أن نموذج الانحدار (10.30) يفترض أن النزوع الهامشي للتوفير β_1 يبقى ثابتاً في سنوات الحرب وسنوات السلام. وأن ارتفاع منحنى الاستجابة فقط هو الذي يتأثر بهذا المتغير النوعي.

تظهر إحدى الاستخدامات الأخرى للمتغيرات المؤشرة في تطبيقات السلاسل الزمنية عندما نستخدم بيانات شهرية أو ربعية (ربع سنوية). افترض أن المبيعات

الربعية Y انحدرت على نفقات الإعلان الربعية X_1 وعلى الدخل الشخصي القابل للإتفاق في الربع X_2 . إذا كان للتأثيرات الموسمية أثر على المبيعات الربعية فسيكون نموذج الانحدار من المرتبة الأولى المستوعب للتأثيرات الموسمية كما يلي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \beta_4 X_{i4} + \beta_5 X_{i5} + \varepsilon_i \quad (10.31)$$

حيث:

$$X_{i1} = \text{نفقات الإعلان الربعية}$$

$$X_{i2} = \text{الدخل القابل للإتفاق في الربع}$$

$$X_{i3} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كنا في الربع الأول} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$$

$$X_{i4} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كنا في الربع الثاني} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$$

$$X_{i5} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كنا في الربع الثالث} \\ 0 & \text{فيما عدا ذلك} \end{cases}$$

(١٠-٦) بعض الاعتبارات في استخدام المتغيرات المؤشرة المستخدمة

المتغيرات المؤشرة في مقابل رموز مخصصة

أحد البدائل لاستخدام المتغيرات المؤشرة المستقلة هو استخدام رموز نقوم بتخصيصها. اعتبر، على سبيل المثال، المتغير المستقل "تواتر استخدام مُنتج". وله ثلاثة فصول: مستخدم بكثرة، مستخدم من وقت لآخر، غير مُستخدم. ومع أسلوب الرموز المخصصة نستخدام متغيرا مستقلا واحدا ونخصص قيما للفصول المختلفة؛ مثلا:

الفصل	X_1
مستخدم بكثرة	3
مُستخدم من وقت لآخر	2
غير مُستخدم	1

والرموز المخصصة هي، بالطبع، اختيارية ويمكن أن تكون أي مجموعة أخرى من الأعداد ويصبح النموذج لهذا المثال مع رموز مخصصة وافترض عدم وجود متغيرات مستقلة أخرى:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \varepsilon_i \quad (10.32)$$

والصعوبة الأساسية في استخدام رموز مخصصة هي أنها تُعرّف مقياساً لفصول المتغير النوعي قد تكون غير منطقية. ولرؤية ذلك بصورة ملموسة، اعتبر متوسطات الاستجابة لنموذج الانحدار (10.32) وذلك من أجل الفصول الثلاثة للمتغير النوعي.

الصف	$E(Y)$
مستخدم بكثرة	$E(Y) = \beta_0 + \beta_1(3) = \beta_0 + 3\beta_1$
مستخدم من وقت لآخر	$E(Y) = \beta_0 + \beta_1(2) = \beta_0 + 2\beta_1$
غير مُستخدم	$E(Y) = \beta_0 + \beta_1(1) = \beta_0 + \beta_1$

لاحظ المقتضى الرئيس لهذا :

$$E(Y | \text{مستخدم من وقت لآخر}) - E(Y | \text{مستخدم بكثرة}) = \beta_1$$

$$= E(Y | \text{مستخدم من وقت لآخر}) - E(Y | \text{غير مستخدم})$$

وهكذا يتضمن الترميز 1، 2 و 3 أن متوسط الاستجابة يتغير بالمقدار نفسه عندما نمضي من "غير مستخدم" إلى "مستخدم من وقت لآخر" كتغيره عند المضي من "مستخدم من وقت لآخر" إلى "مستخدم بكثرة". وقد لا يتفق هذا مع الواقع الفعلي، وإنما هو نتيجة للترميز 1، 2 و 3 الذي يخصص مسافات متساوية بين الصفوف الثلاثة للمستخدمين. وبالطبع قد يتضمن تخصيص آخر للرموز مسافات فاصلة مختلفة بين فصول المتغير النوعي، إلا أن ذلك سيبقى في العادة اختيارياً.

وفي المقابل فإن المتغيرات المؤشرة لاتضع افتراضات للمسافات بين الفصول، بل تعتمد على البيانات لتبيان التأثيرات التفاضلية الحاصلة. وإذا استخدمنا للمثال نفسه

متغيرين مؤشرين X_1 و X_2 مثلاً، لتمثيل المتغير النوعي وذلك كما يلي:

الفصل	X_1	X_2
مستخدم بكثرة	1	0
مستخدم من وقت لآخر	0	1
غير مُستخدم	0	0

فسيكون نموذج الانحدار:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (10.33)$$

وتقيس β_1 هنا التأثير التفاضلي:

$$E\{Y \text{ مستخدم} \} - E\{Y \text{ بكثرة} \}$$

وتقيس β_2 :

$$E\{Y \text{ مستخدم} \} - E\{Y \text{ من وقت لآخر} \}$$

وهكذا تقيس β_2 التأثير التفاضلي بين المستخدم من وقت لآخر وغير المستخدم، وتقيس $\beta_1 - \beta_2$ التأثير التفاضلي بين المستخدم بكثرة والمستخدم من وقت لآخر. ويُلاحظ أنه ليس هناك قيود اختيارية يُراد لهذه التأثيرات التفاضلية أن تحققها.

المتغيرات المؤشرة في مقابل المتغيرات الكمية

إذا كان أحد المتغيرات المستقلة كمياً كالعمر فيمكن، مع ذلك، استخدام متغير مؤشر بدلاً منه. إذ يمكن تحويل المتغير الكمي، العمر، على سبيل المثال، بتجميع الأعمار في صفوف مثل تحت 21، 21 - 34، 34 - 49، 49 - 35، إلخ. ويمكن عندئذ استخدام متغيرات مؤشرة لفصول هذا المتغير النوعي الجديد. ويشير هذا الأسلوب للوهلة الأولى التساؤل بسبب ضياع معلومات عن الأعمار الفعلية، وأكثر من ذلك أضيفت معالم إضافية إلى النموذج مما يؤدي إلى تقليل درجات الحرية الموافقة لـ MSE . وعلى الرغم من ذلك فهناك حالات يكون فيها استبدال متغير مؤشر بمتغير كمي استبدالاً مناسباً. اعتبر، على سبيل المثال، بحاً ميدانياً كبيراً للدراسة العلاقة بين الممتلكات السائلة Y والعمر X لمسؤول الأسرة. وتشمل الدراسة ألفين من الأسر ولهذا فإن فقد 10 إلى 20 درجة حرية غير ذي بال. ويرتاب المحلل بشدة حول شكل دالة الانحدار التي قد تكون معقدة جداً ولذا فقد يفضل أسلوب المتغير المؤشر كمي يحصل على معلومات حول الشكل دون وضع أية افتراضات تتعلق بالصيغة الدالية لعلاقة الانحدار. ويُتاح للمحلل الذي يرتاب في الصيغة الدالية لعلاقة الانحدار، قد تكون معقدة، بديل آخر ينتفع أيضاً بالمتغيرات المؤشرة. إذ يمكنه استخدام المتغير الكمي، العمر، ولكن بعلاقة انحدار قطعة قطعة مع عدد من القطع. ومرة أخرى يخفض هذا

الأسلوب من درجات الحرية المخصصة لتقدير MSE ، ولكن هذا لا يهم في الدراسات ذات الحجم الكبير. وستكون الفائدة في الحصول على معلومات حول نوع علاقة الانحدار دون وضع افتراضات قوية حول صيغتها الدالية.

ترميزات أخرى للمتغيرات المؤشرة

كما سبق أن ذكرنا هناك ترميزات كثيرة ممكنة للمتغيرات المؤشرة وسنذكر الآن بديلين للترميز 0 و 1 مع $c-1$ متغيراً مؤشراً متغير نوعي له c من الفصول. في مثال خطة التأمين المبكرة حيث Y الوقت المنصرم حتى تبني الابتكار، و X_1 حجم شركة التأمين، والمتغير المستقل الثاني هو نوع الشركة (مساهمة - تعاونية) يمكن استخدام الترميز التالي:

$$X_2 = \begin{matrix} \text{شركة مساهمة} & 1 \\ \text{شركة تعاونية} & -1 \end{matrix} \quad (10.34)$$

ويكون نموذج الانحدار الخطي من المرتبة الأولى، في هذه الحالة:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (10.35)$$

حيث دالة الاستجابة:

$$E\{Y\} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \quad (10.36)$$

وستكون دالة الاستجابة كالتالي لكل من نوعي الشركات:

$$\text{شركة مساهمة} \quad E\{Y\} = (\beta_0 + \beta_2) + \beta_1 X_1 \quad (10.36a)$$

$$\text{شركة تعاونية} \quad E\{Y\} = (\beta_0 - \beta_2) + \beta_1 X_1 \quad (10.36b)$$

ولهذا فإنه يمكن النظر إلى β_0 على أنها "متوسط" الجزء المقطوع من خط الانحدار، والذي يختلف عن الجزء المقطوع لكل من الشركات المساهمة والشركات التعاونية بمقدار β_2 في اتجاهين مختلفين - وينطوي اختبار ما إذا كان لكل من نوعي الشركات خط الانحدار نفسه أم لا على $H_0: \beta_2 = 0$ و $H_a: \beta_2 \neq 0$.

والبديل الثاني لخطة الترميز هو استخدام 0 و 1 متغيرات مؤشرة لكل من c صفا للمتغير النوعي ثم حذف الحد المتعلق بالجزء المقطوع في نموذج الانحدار. وفي مثال خطة التأمين المبكرة يمكن أن نكتب:

$$Y_i = \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (10.37)$$

حيث:

		X_{11} = حجم الشركة
	1	شركة تعاونية
X_{12} =	0	فيما عدا ذلك
	1	شركة مساهمة
X_{13} =	0	فيما عدا ذلك

وستكون دالتا الاستجابة هنا:

$$E\{Y\} = \beta_2 + \beta_1 X_1 \quad (10.38a)$$

$$E\{Y\} = \beta_3 + \beta_1 X_1 \quad (10.38b)$$

وسينطوي اختبار ما إذا كان خطا الانحدار متطابقين على البدائل: $H_0: \beta_2 = \beta_3$ و $H_a: \beta_2 \neq \beta_3$. وقد نوقش هذا النوع من الاختبار في الفقرة (٨-٢).

مسائل

(١٠-١) استاء أحد الطلبة ممن استخدموا نموذج انحدار يشمل متغيرات مؤشرة عندما وجد أن المخرج على مطبوعة حاسب اقتصر على:

$$XTRANSPOSE \ X \ SINGULAR$$

(١٠-٢) بالإشارة إلى نموذج الانحدار (10.4) ارسم بيانيا منحنيات الاستجابة لهذا النموذج إذا كان $\beta_0 = 25.3$ ، $\beta_1 = 0.20$ و $\beta_2 = -12.1$.

(١٠-٣) في دراسة انحدار للعوامل التي تؤثر في زمن التعلم لعمل معين (مقاسا بالدقائق). اعتبر جنس المتعلم كمتغير مستقل (X_2) وتم ترميزه على الشكل التالي $X_2 = 1$ إذا كان المتعلم ذكرا و $X_2 = 0$ إذا كان المتعلم أنثى. وقد وجد أن $b_2 = 22.3$ و $b_3 = 3.8$. وتساءل أحد الملاحظين عما إذا كان نظام الترميز للجنس عادلا، ذلك لأن الدراسة أنتجت معاملا موجبا مما يوحي أن أزمنة التعلم للذكور أطول منها للإناث. علق.

(٤-١٠) بالإشارة إلى المسألة (١٨-٢) صيانه الآلات الحاسبة. مستخدمو الآلات الحاسبة المكتبية هم إما معاهد تدريب تستخدم نموذج الطلاب، أو شركات أعمال تستخدم النموذج التجاري. ويرغب أحد المحللين في تراسيبي توفير نموذج انحدار يشتمل على متغيرات مستقلة هي عدد الآلات الحاسبة التي تتطلب صيانة (X_1) ونوع الآلة الحاسبة (X_2) ويقدر تأثير نموذج الآلة الحاسبة (S) ترمز لطلاب و C ترمز لتجاري) على عدد الدقائق التي يستغرقها أداء خدمة مطلوبة. أوضحت السجلات أن النماذج التي طلبت صيانة في 18 طلبا كانت كالاتي:

i	:	1	2	3	4	5	6	7	8	9
النموذج:		C	S	C	C	C	S	S	C	C

i	:	10	11	12	13	14	15	16	17	18
النموذج:		C	C	S	S	S	C	S	C	C

افترض أن نموذج الانحدار (٤-١٠) مناسب وليكن $X_2 = 1$ لنموذج "طلاب" و $X_2 = 0$ لنموذج "تجاري".

- أ - اشرح معنى جميع معاملات الانحدار في النموذج.
- ب - وفق نموذج الانحدار واكتب دالة الانحدار المقدرة.
- ج - قدر تأثير نموذج الآلة الحاسبة على متوسط وقت الخدمة مستخدما فترة ثقة بمعامل 0.95 فسر معنى الفترة التي حصلت عليها.
- د - لماذا يرغب المحلل في إدخال عدد الآلات الحاسبة كمتغير في نموذج الانحدار في حين أنه يهتم بتقدير تأثير نوع الآلة الحاسبة على وقت الخدمة؟

هـ - احسب الرواسب وارسمها بيانيا في مقابل X_1 و X_2 . هل هناك ما يشير إلى أن وجود حد للتفاعل في النموذج قد يكون مفيدا ؟

(٥-١٠) بالإشارة إلى المسألة (١٧-٢) المعدل الزاكنمي. لدى أحد مساعدي مدير القبول حدى بأن القدرة التنبؤية للنموذج قد تتحسن بإضافة معلومات توضح ما إذا كان الطالب قد اختار تخصصاً رئيساً عند تقديمه لطلب القبول مفروضاً أن نموذج الانحدار (10.4) مناسب حيث X_1 درجة امتحان الدخول، $X_2 = 1$ إذا اختار الطالب تخصصاً رئيساً عند تقديمه لطلب القبول، $X_2 = 0$ إذا لم يكن التخصص الرئيس للطالب محددًا. وقد اختار الطلاب 3، 4، 5، 6، 9 و17 تخصصاً رئيساً عند تقديم الطلب.

أ - اشرح كيف يمكن تفسير معاملات الانحدار في النموذج (10.4) في هذه الحالة.

ب - قم بتوفيق نموذج الانحدار، ثم اكتب دالة الانحدار المقترنة.

ج - اختر ما إذا كان يمكننا إسقاط المتغير X_2 من النموذج. استخدم $\alpha = 0.01$ واكتب البدائل وقاعدة القرار، والنتيجة.

د - أوجد الرواسب للنموذج (10.4)، ثم ارسمها بيانياً في مقابل X_1 و X_2 . هل هناك أي دليل من رسمك يساعد على القول إن وجود حد تفاعل في النموذج قد يكون مفيداً؟

(٦-١٠) بالإشارة إلى نموذجي الانحدار (10.4) و(10.6). هل للنتيجة $\beta_2 = 0$ المعنى نفسه في كل من النموذجين؟ اشرح.

(٧-١٠) بالإشارة إلى نموذج الانحدار (10.6) ارسم بياناتاً منحنياً للاستجابة لهذا النموذج إذا كان $\beta_0 = 25$ ، $\beta_1 = 0.30$ ، $\beta_2 = -12.5$ و $\beta_3 = 0.05$. صف طبيعة تأثير التفاعل.

(٨-١٠) بالإشارة إلى المسألتين (١٨-٢) و(٤-١٠) صيانة آلات حاسبة

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار (10.6) واكتب دالة الانحدار المقترنة.

ب - اختر ما إذا كان يمكن إسقاط حد التفاعل من النموذج مستخدماً

$\alpha = 0.1$. اكتب البدائل وقاعدة القرار والنتيجة ما هي القيمة P - للاختبار؟ وإذا لم يكن من الممكن إسقاط حد التفاعل من النموذج صف طبيعة تأثيره.

(٩-١٠) بالإشارة إلى المسألتين (١٧-٢) و(٥-١٠). المعدل التواكبي.

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار (10.6) اكتب دالة الانحدار المقدرة.

ب - اختبر ما إذا كان يمكن إسقاط حد التفاعل مستخدماً $\alpha = 0.05$. اكتب البدائل وقاعدة القرار والنتيجة. وإذا لم يكن ممكناً إسقاط حد التفاعل صف طبيعة تأثيره.

(١٠-١٠) في تحليل انحدار إصابات الرأس أثناء العمل لعمال مستودع بسبب سقوط بعض الأشياء، Y قياس لشدة الإصابة، X_1 مؤشر يعكس وزن الشيء ومسافة السقوط، X_2 و X_3 متغيرات مؤشرة لطبيعة الوقاية التي تغطي الرأس عند وقوع الحادثة ورمزة كالآتي:

نوع الحماية	X_2	X_3
قبعة صلبة	1	0
قبعة للصدمات	0	1
لا شيء	0	0

ودالة الاستجابة المستخدمة في هذه الدراسة هي:

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$$

أ - استنتج دالة الاستجابة لكل نوع من أنواع الوقاية.

ب - لكل من الأسئلة التالية حدد البدائل H_0 و H_a للاختبار المناسب:

(١) في حالة ثبات X_1 هل ارتداء قبعة للصدمات يقلل من شدة الإصابة المتوقعة بالمقارنة مع عدم ارتداء أي شيء؟ (٢) في حالة ثبات X_1 هل تكون شدة الإصابة المتوقعة نفسها في حالة ارتداء قبعة صلبة وحالة ارتداء قبعة للصدمات؟

(١١-١٠) بالإشارة إلى نموذج انحدار اهتراء آلة (10.12)، افترض أن المتغيرات المؤشرة قد عُرفت كالآتي: $X_2 = 1$ إذا كان طراز الآلة M2 وصفرًا فيما عدا ذلك،

$X_3 = 1$ إذا كان طراز الآلة M3 وصفرا فيما عدا ذلك، $X_4 = 1$ إذا كان طراز الآلة M4 وصفرا فيما عدا ذلك. وضح معنى كل من $(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$ و $(\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$.

(١٢-١٠) بالإشارة إلى نموذج انحدار نفقات الدعاية (10.16)

أ - كيف يمكن تفسير β_4 ؟ ما معنى $\beta_2 - \beta_3$ هنا؟

ب - اكتب البدائل لاختبار ما إذا كانت دوال الاستجابة نفسها في الشركات المحدودة وغير المحدودة، مع وجود إدارة مبيعات عالية الجودة.

(١٣-١٠) استخدم أحد المتدربين في أبحاث التسويق في المكتب الوطني لسلسلة من محلات الأحذية دالة الاستجابة التالية لدراسة التأثيرات الموسمية (شتاء - ربيع - صيف - خريف) على مبيعات صنف معين من الأحذية:

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$$

والمتغيرات المؤشرة X معرفة كالآتي $X_1 = 1$ إذا كان الوقت شتاء وصفرا فيما عدا ذلك، $X_2 = 1$ إذا كان الوقت ربيعا وصفرا فيما عدا ذلك، $X_3 = 1$ إذا كان الوقت خريفا وصفرا فيما عدا ذلك. وبعد توفيق النموذج، قام باختبار معاملات الانحدار β_k ($k = 0, 1, 2, 3$) وحصل على النتائج الآتية حيث $\alpha = 0.05$. لكل اختبار $\beta_0 \neq 0$ ، $\beta_1 = 0$ ، $\beta_2 \neq 0$ و $\beta_3 \neq 0$.

وجاء في تقريره مايلي "بين تحليل الانحدار أن العوامل المناخية والموسمية لا تؤثر في مبيعات هذا الصنف من الأحذية في الشتاء والتأثيرات الموسمية موجودة في الفصول الأخرى. هل توافق على هذا التفسير لنتائج الاختبار؟ ناقش.

(١٤-١٠) تظمن الممتلكات: درس أحد مستشاري الضرائب العلاقة القائمة بين سعر البيع المعروف والقيمة التقديرية في مصلحة الضرائب لبنى سكن لأسرة واحدة في منطقة ضريبية كبيرة وحصل على بيانات عينة عشوائية من تسع مبيعات حديثة لبنى سكن أسرة واحدة تقع على تقاطع شارعين وحصل أيضا على بيانات عينة عشوائية من 14 مبيعا لبنى سكن أسرة واحدة لا يقع في التقاطعات. وتعرض البيانات التالية كلا من سعر المبيع Y والقيمة

التقديرية X_{II} معطاة بآلاف الدولارات افترض أن التباينات متساوية في المجتمعين وأن نموذج الانحدار (10.6) مناسب.

مباني تقع عند تقاطع

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
X_{II}	17.5	12.5	20.0	16.0	15.0	14.7	17.5	12.3	11.5
Y_i	56.2	42.5	68.6	54.8	50.0	47.5	56.9	34.0	39.0

مباني لا تقع عند تقاطع

i	1	2	3	4	5	6	7
X_{II}	10.0	13.8	15.0	19.5	17.0	12.5	14.5
Y_i	31.2	36.9	41.0	51.8	48.0	33.3	38.0

i	8	9	10	11	12	13	14
X_{II}	12.8	12.0	16.0	10.0	17.0	10.8	15.0
Y_i	35.9	32.0	44.3	29.0	46.1	30.0	42.0

أ - ارسم بيانات العينة لكل من المجتمعين في شكل واحد مستخدما

رموزا مختلفة لكل من العيّتين. هل تبدو علاقة الانحدار نفسها لكل

من المجتمعين؟

ب - اختبر تطابق دالتي الانحدار لكل من مباني التقاطع والمباني التي لا تقع

عند تقاطع. اضبط مخاطرة الخطأ من النوع الأول عند 0.10 اكتب

البدائل وقاعدة القرار والنتيجة.

ج - ارسم دالتي الانحدار المقدّرتين للمجتمعين وصف طبيعة الاختلاف بينهما.

د - قدّر باستخدام فترات الثقة الفرق بين ميلتي الانحدار مستخدما

معامل ثقة 0.90.

هـ - احسب الرواسب لكل عينة وارسمها في مقابل \hat{Y} لكل من العيّتين

بصورة منفصلة. هل تبدو فرضية تساوي تباينات الخطأ مقبولة هنا؟

و - مستخدما اختبار F اختبر تساوي تباينات الخطأ لكل نوع من المواقع

استخدم $\alpha = 0.05$. اكتب البدائل وقاعدة القرار والنتيجة. ماهي

القيمة P لهذا الاختبار؟

ز - ارسم بياناتي في شكلين منفصلين الرواسب في مقابل X_1, X_2 و X_1, X_2 .

وقم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. فسّر رسوماتك.
ولخص نتائجك.

(١٠-١٥) اختبار عجلة سيارة: قام معمل اختبارات - بجهز بأجهزة محاكاة للقيادة على الطرق السريعة بدراسة العلاقة بين تكلفة التشغيل لكل ميل Y وسرعة السير (X_1) لنوعين من عجلات الشاحنات. ويوضح الجدول التالي المشاهدات (جميع البيانات مرمزة) ويرغب أحد المهندسين في تقدير ما إذا كان انحدار التكلفة على السرعة نفسه لكل من النوعين أم لا. افترض أن تباينات الخطأ نفسها للنوعين وأن النموذج (10.6) هو النموذج المناسب.

النوع A

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_{i1}	10	20	20	30	40	40	50	60	60	70
Y_i	9.8	12.5	14.2	14.9	19.0	16.5	20.9	22.4	24.1	25.8

النوع B

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_{i1}	10	20	20	30	40	40	50	60	60	70
Y_i	15.0	14.5	16.1	16.5	16.4	19.1	20.9	22.3	19.8	21.4

أ - ارسم بيانيا في شكل واحد بيانات العينة لكل من المجتمعين مستخدما رموزا مختلفة لكل من العيتين. هل تبدو العلاقة بين السرعة والتكلفة نفسها لكل من نوعي الإطارات؟

ب - اختبر ما إذا كانت دوال الانحدار هي نفسها لكل من نوعي الإطارات أم لا. اضبط الخطأ من النوع الأول عند 0.05. اكتب البدائل، قاعدة القرار والنتيجة.

ج - افترض أن السؤال المثير للاهتمام هو ببساطة ما إذا كان لخطي الانحدار ميلان متساويان. أجب على السؤال بتقدير الفرق بين الميلين مستخدما فترات ثقة بمعامل ثقة 0.95. ماذا تجد؟

د - احسب الرواسب وارسمها في مقابل \bar{Y} وذلك بصورة منفصلة لكل نوع من الإطارات. هل تبدو فرضية تساوي تباينات الخطأ مقبولة هنا؟

هـ - مستخدماً اختبار F ، اختبر تساوي تبايني الخطأ لكل نوع من الإطارات مستخدماً $\alpha = 0.01$ واكتب البدائل وقاعدة القرار والنتيجة. ماهي القيمة P - لهذا الاختبار؟

و - ارسم بيانياً في أشكال مختلفة الرواسب في مقابل X_1 ، X_2 و X_3 وقم أيضاً بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. لخص نتائج تحليلك لتلك الرسومات.

(١٠-١٦) بالإشارة إلى كتلة العضلة مسألة (٢-٢٥)، لدى اختصاصي التغذية حدس بأن انحدار كتلة العضلة على العمر يتبع علاقة خطية من قطعتين. عميل يتغير عند عمر 60 وبدون انقطاع.

أ - اكتب نموذج الانحدار الذي يمكن تطبيقه إذا كان حدس اختصاصي التغذية سليماً. ماهي دوال الاستجابة المقابلة حينما يكون العمر أقل أو يساوي 60 سنة، وحينما يكون العمر أكبر من 60؟

ب - قم بتوفيق نموذج الانحدار الموصوف في (أ) واكتب دالة الانحدار المقدرة. ج - اختبر الحاجة إلى انحدار خطي بقطعتين، استخدم $\alpha = 0.01$. اكتب البدائل، قاعدة القرار والنتيجة، ماهي القيمة P - لهذا الاختبار؟

(١٠-١٧) معالجة الشحنات. تستورد شركة عالمية للإلكترونيات - على فترات - شحنات من القطع الكبيرة التي تُستخدم كمركب في العديد من منتجاتها. ويختلف حجم الشحنة طبقاً لجدول الإنتاج. ولمعالجة وتوزيع الشحنات على مراكز التجميع تم توزيعها كالاتي: أرسلت الشحنات من حجم أقل من أو يساوي 250000 قطعة إلى مستودع البضائع A ، وأرسلت الشحنات الأكبر إلى مستودع البضائع B ، حيث تتوفر فيه معدات متخصصة تحقق وفراً في معالجة الشحنات الكبيرة. تم جمع البيانات التالية لآخر 10 شحنات. وترمز X لحجم الشحنة (مقاسة بالآلاف جزء) و Y للتكلفة المباشرة لمعالجة الشحنة في المستودع (بآلاف الدولارات).

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_1	225	350	150	200	175	180	325	290	400	125
Y_i	11.95	14.13	8.93	10.98	10.03	10.13	13.75	13.30	15.00	7.97

يراد توفير نموذج انحدار خطي ذي قطعتين مع إمكانية انقطاع عند $X = 250$.

أ - حدّد نموذج الانحدار الذي يمكن استخدامه.

ب - قم بتوفيق ذلك النموذج وارسم دالة الاستجابة المقدّرة والبيانات. هل هناك ما يشير إلى تحقق وفر في معالجة الشحنات الكبيرة نسبياً بالمقارنة مع الشحنات الصغيرة ؟

ج - اختبر ما إذا كان يمكن الاستغناء عن وجود ميلين مختلفين وانقطاع في النموذج أم لا. اضبط مستوى المعنوية عند 0.025. اكتب البدائل، قاعدة القرار والنتيجة.

د - بالنسبة للشحنات الصغيرة نسبياً. ماهو التقدير النقطي لتكلفة المعالجة المتوقعة لكل زيادة بمقدار ألف في حجم الشحنة؟ ماهو التقدير المقابل في حالة الشحنات الكبيرة نسبياً؟

(١٠-١٨) في تحليل السلاسل الزمنية: يُعرّف المتغير X_t - الذي يمثل الزمن - عادةً بحيث

يأخذ القيم 1، 2، 3، الخ. لفترات زمنية متتالية، هل يمثل هذا ترميزاً محدداً حينما تكون فترات الزمن هي بالفعل 1989، 1990، ... الخ...؟

(١٠-١٩) رغب أحد المحللين في اعتبار عدد الأخوة الأكبر كمتغير مستقل في تحليل

انحدار للعوامل المؤثرة على درجة التضج لطلبة الصف الثامن. ويتراوح

عدد الأخوة الأكبر في مشاهدات العينة من 0 إلى 4. ناقش ما إذا كان

يمكن تمثيل هذا المتغير كمتغير كمي عادي أو بواسطة أربعة متغيرات مؤشرة 0 و 1.

(١٠-٢٠) بالإشارة إلى نموذج انحدار (١٠-٢) لدراسة خطة التأمين المبكرة، افترض

أن X_0 أسقطت لاستبعاد عدم الاستقلال الخطي في المصفوفة X وبذلك

يصبح النموذج $Y_i = \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i$. ماهو معنى كل من

معالم الانحدار β_1 ، β_2 و β_3 هنا؟

تمارين

(٢١-١٠) بالإشارة إلى مثال دراسة معايير الأداة في الفقرة (٤-١٠).

افترض أن هناك ثلاث أدوات (A ، B و C) تم تطويرها بمواصفات متطابقة، وبحيث إن دوال الانحدار التي تربط قراءة المعايرة Y بالضغط الفعلي X_1 لكل أداة هي كثيرة حدود من الدرجة الثانية وافترض أن تباينات حد الخطأ متساوية وأن معاملات كثيرة الحدود قد تختلف من أداة إلى التي تليها. ليكن X_2 تعبيراً عن المتغير المؤشر الثاني بحيث يكون $X_3 = 1$ إذا كانت C الأداة و 0 فيما عدا ذلك.

أ - وسّع نموذج الانحدار (10.21) ليغطي هذه الحالة.

ب - اكتب البدائل وعرف إحصاء الاختبار واكتب قاعدة القرار لكل

من الاختبارات التالية عندما يكون $\alpha = 0.01$:

- (١) اختبر ما إذا كانت دوال الانحدار من المرتبة الثانية للأدوات الثلاث متطابقة، (٢) اختبر ما إذا كان لدوال الانحدار الثلاث الجزء المقطوع نفسه و (٣) اختبر ما إذا كانت كل من التأثيرات الخطية والتربيعية نفسها في دوال الانحدار الثلاث جميعها.

(٢٢-١٠) بالإشارة إلى المسألة (١٦-١٠) كتلة العضلة حدّد نموذج الانحدار حينما

يتغير الميل عند عمر 40 سنة ومرة أخرى عند عمر 60 سنة بدون انقطاع.

(٢٣-١٠) في دراسة انحدار شملت ثلاثة أنواع من المصارف هي تجاريه، ادخار

تعاوني، وادخار وتسليف، اعتبر النظام التالي للمتغيرات المؤشرة الخاصة

بنوع المصرف:

نوع المصرف	X_2	X_3
تجاري	1	0
ادخار تعاوني	0	1
ادخار وتسليف	-1	-1

- أ - طور نموذج انحدار خطي من المرتبة الأولى لربط ربح أو خسارة العام الماضي Y بحجم المصرف (X_1) ونوع المصرف (X_2, X_3).
- ب - اكتب دوال الاستجابة لأنواع المصارف الثلاثة.
- ج - فسّر معنى كل من الكميات التالية: (1) β_2 ، (2) β_3 و (3) $\beta_2 - \beta_3$.
- (٢٤-١٠) بالإشارة إلى نموذج الانحدار (10.17) ومع استبعاد المتغير X_3
- أ - اكتب المصفوفة $X'X$ لهذه الحالة الخاصة بمتغير مستقل نوعي واحد.
- وذلك من أجل $n, \dots, 1, i$ و n_1 من الشركات غير المحدودة.
- ب - أوجد b باستخدام (7.21)
- ج - أوجد SEE و SSR باستخدام (7.30) و (7.31)

مشاريع

- (٢٥-١٠) بالإشارة إلى مجموعة بيانات SMSA، يراد دراسة انحدار عدد الأطباء الممارسين Y على عدد السكان الكلي (X_1) الدخل الشخصي الإجمالي (X_2) والمناطق الجغرافية.
- أ - قم بتوفيق نموذج انحدار من المرتبة الأولى. ليكن $X_3 = 1$ إذا كانت المنطقة الجغرافية NE و 0 فيما عدا ذلك، و $X_4 = 1$ إذا كانت المنطقة NC و 0 فيما عدا ذلك، $X_5 = 1$ إذا كانت المنطقة S و 0 فيما عدا ذلك.
- ب - اختبر ما إذا كان تأثير منطقة NE على عدد الأطباء الممارسين مختلفاً عن تأثير منطقة NC وذلك بوضع فترة ثقة مناسبة بمعامل ثقة 0.90.
- فسّر التقدير بفترة الذي حصلت عليه.
- ج - اختبر ما إذا كانت التأثيرات الجغرافية موجودة، استخدم $\alpha = 0.10$.
- اكتب البدائل، قاعدة القرار والنتيجة. ماهي القيمة P لهذا الاختبار؟

(٢٦-١٠) بالإشارة إلى مجموعة بيانات SENIC. يراد دراسة انحدار خطورة الإصابة

Y على طول فترة الإقامة (X_1) والعمر (X_2)، ونسبة أشعة X الروتينية للصدر (X_3) والتبعية لمدرسة طبية (X_4):

أ - قم بتوفيق نموذج انحدار من المرتبة الأولى، وليكن $X_4 = 1$ إذا كان المستشفى يتبع مدرسة طبية و 0 فيما عدا ذلك.

ب - قدر تأثير التبعية لمدرسة طبية على خطورة الإصابة مستخدماً 98 بالمائة فترة ثقة. فسر معنى التقدير بفترة الذي حصلت عليه.

ج - من المقترح أن تأثير التبعية لمدرسة طبية على خطورة الإصابة قد يتفاعل مع تأثيرات العمر ونسبة أشعة X الروتينية للصدر. أضف حدود التفاعل الملائمة لنموذج الانحدار. قم بتوفيق نموذج الانحدار المحسن واختبر ما إذا كانت حدود التفاعل مفيدة، استخدم $\alpha = 0.10$. اكتب البدائل وقاعدة القرار والنتيجة.

(٢٧-١٠) بالإشارة إلى مجموعة بيانات SENIC يراد دراسة انحدار طول الإقامة Y

على العمر (X_1) ونسبة الزرع الروتيني (X_2) ومتوسط التعداد اليومي (X_3)، والتسهيلات والخدمات المتاحة (X_4) والمنطقة (X_5)، X_6 و X_7 .

أ - قم بتوفيق نموذج انحدار من المرتبة الأولى، ليكن $X_3 = 1$ إذا كانت المنطقة NE و 0 فيما عدا ذلك، $X_6 = 1$ إذا كانت المنطقة NC و 0 فيما عدا ذلك، $X_7 = 1$ إذا كانت المنطقة S و 0 فيما عدا ذلك.

ب - اختبر ما إذا كان من الممكن إلغاء نسبة الزرع الروتيني من النموذج، استخدم مستوى معنوية 0.05. اكتب البدائل وقاعدة القرار والنتيجة.

ج - اختبر ما إذا كان تأثير طول الإقامة في المستشفيات الواقعة في منطقة الغرب يختلف عنه في المستشفيات الواقعة في المناطق الثلاث الأخرى، وذلك بوضع فترة ثقة مناسبة لكل مقارنة بين منطقتين. استخدم أسلوب بونفروني بمعامل ثقة عائله 95 في المائة، لحص نتائجك.

تشخيصات وتدابير علاجية - II

تابع في هذا الفصل عددا من التشخيصات المحسنة للتحقق من صلاحية نموذج انحدار. وتتضمن هذه فيما تتضمن طرقا لكشف عدم صلاحية نموذج من حيث شموله لتغير مستقل، المشاهدات القاصية، المشاهدات المؤثرة، والخطية المتعددة. وندرس أيضا تدابير علاجية متنوعة لمعالجة مثل هذه المشاكل، وتتضمن هذه التدابير انحدار الحافة الخاص بالخطية المتعددة والمربعات الدنيا المرجحة الخاصة بتباينات غير متساوية للخطأ.

(١١-١) صلاحية نموذج لتغير مستقل - رسوم الانحدار الجزئي

ناقشنا في الفصلين الرابع والسابع كيف يمكن استخدام رسوم الرواسب في مقابل متغير مستقل في نموذج الانحدار للتحقق مما إذا كنا نحتاج في النموذج إلى تأثير منحني لذلك المتغير المستقل، ولفحص ما إذا كان تباين حدود الخطأ يتغير بطريقة غمطية مع المتغير المستقل. وقد وصفنا هناك أيضا رسم الرواسب في مقابل متغيرات مستقلة لم يشملها نموذج الانحدار بعد وذلك لتحديد ما إذا كان من المفيد إضافة واحد أو أكثر من هذه المتغيرات إلى النموذج.

ومحدودية رسوم الرواسب هذه هي أنها إذ تبين متى تكون العلاقة الخطية في متغير مستقل غير صالحة، فإنها لا تعرض طبيعة العلاقة في هذا المتغير المستقل التي ينبغي تمثيلها في نموذج الانحدار.

ورسوم الانحدار الجزئي هي رسوم رواسب محسنة تبين العلاقة المناسبة لمتغير مستقل في نموذج الانحدار، وهي بالتالي تنمعة قيمة لرسوم الرواسب المعتادة. وصفة الجزئي في رسوم الانحدار الجزئي تأتي بمعنى أنها تعتبر الدور الهامشي الذي يلعبه متغير مستقل X_j . علما أن المتغيرات المستقلة الأخرى المعنية مشمولة من حينها في النموذج. وهكذا ينبغي استخدام رسوم الانحدار الجزئي بحذر، فهي تستخدم بصورة أولية لتقديم

معلومات عن التمثيل الدالي والأهمية الهامشية لتغير مستقل نريد إضافته إلى نموذج الانحدار. وهذا التحذير مشابه لتحذير كنا ناقشناه في الفصل الثامن حول الاختبارات المتزامنة لكل معامل بمفرده من معاملات الانحدار، باعتبار أن هذه الاختبارات هي أيضا هامشية في طبيعتها.

وفي رسم الانحدار الجزئي، نحذر كلا من المتغير التابع Y والمتغير المستقل المعني X_2 على المتغيرات المستقلة الأخرى في نموذج الانحدار ونحصل على الرواسب لكل منهما. وتعكس هذه الرواسب الجزء من كل متغير الذي لم يفسر خطأيا بالمتغيرات المستقلة الأخرى، التي يشملها النموذج. ورسم مجموعتي الرواسب هاتين، إحداهما في مقابل الأخرى يكشف عن (١) طبيعة علاقة الانحدار للمتغير المستقل X_2 موضع الدراسة من حيث إمكانية شموله في نموذج الانحدار و(٢) الأهمية الهامشية لهذا المتغير في تخفيض تشتت الراسب.

ولجعل هذه الأفكار أكثر تحديدا، دعنا ندرس نموذج انحدار متعدد بمتغيرين مستقلين X_1 و X_2 والتعميم إلى أكثر من متغيرين مستقلين هو تعميم مباشر. لنفرض أننا نهتم بطبيعة تأثير الانحدار الخاص بـ X_1 علما أن النموذج يتضمن X_2 . نحذر Y على X_2 ونحصل على القيم التوفيقية والرواسب:

$$\hat{Y}_i(X_2) = b_0 + b_2 X_{i2} \quad (11.1a)$$

$$e_i(Y | X_2) = Y_i - \hat{Y}_i(X_2) \quad (11.1b)$$

وتشير الرموز هنا إلى المتغيرين التابع والمستقل في النموذج التوفيقية، ونحذر أيضا X_1 على X_2 لتجد:

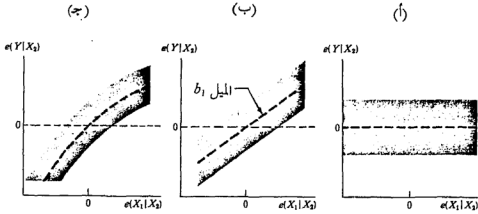
$$\hat{X}_{i1}(X_2) = b_0^* + b_2^* X_{i2} \quad (11.2a)$$

$$e_i(X_1 | X_2) = X_{i1} - \hat{X}_{i1}(X_2) \quad (11.2b)$$

ويتألف رسم الانحدار الجزئي للمتغير المستقل X_1 من رسم الرواسب $e(Y | X_2)$ في مقابل رواسب X_1 وهي $e(X_1 | X_2)$.

ويتضمن الشكل (١-١١) عدة طُرُوز نموذجية من رسوم الانحدار الجزئي، بما يتفق ومثالنا، حيث X_2 موجودة في النموذج وإضافة X_1 إلى النموذج هي موضع الدراسة. ويبين الشكل (١-١١) أ) عصابة أفقية، تشير إلى أن X_1 لا يتطوي على أية علاقة انحدار إضافية للتنبؤ بـ Y وراء تلك المحتواة في X_2 ، وبالتالي فلا فائدة تُرجى هنا من إضافة X_1 إلى نموذج الانحدار.

شكل (١-١١) طُرُوز نموذجية من رسوم الانحدار الجزئي



ويبين الشكل (١-١١) ب) عصابة مخطية بميل غير الصفر. ويشير هذا إلى أن حداً خطياً في X_1 يمكن أن يشكل إضافة قيمة إلى نموذج انحدار تضمن من حينه X_2 . ويمكن تبين أن ميل خط المربعات الدنيا المار من المبدأ في رسم الرواسب (١-١١) ب) هو b_1 معامل الانحدار لـ X_1 لو أن المتغير X_1 أُضيف إلى نموذج الانحدار الذي تضمن من حينه X_2 . وتمثل الانحرافات الرأسية للنقاط المرسومة حول الخط الأفقي $e(Y | X_2) = 0$ في الشكل (١-١١) ب)، رواسب Y عندما يكون X_2 في نموذج الانحدار. وعند تربيع وجمع هذه الانحرافات نحصل على مجموع مربعات الخطأ $SSE(X_2)$. ويمكن تبين أن الانحرافات الرأسية للنقاط المرسومة مأخوذة حول الخط المار من المبدأ وميله b_1 هي الرواسب $e(Y | X_1, X_2)$ التي نجدّها عندما يكون كلاً من X_1 و X_2 في نموذج الانحدار.

وبالتالي فإن مجموع مربعات هذه الانحرافات هو مجموع مربعات الخطأ $SSE(X_1, X_2)$. والفرق بين مجموعي المربعات هذين هو، وفقا لـ (8.1a) مجموع المربعات الإضافي $SSR(X_1|X_2)$. وهكذا فإنه إذا كان تبعثر النقاط حول الخط المار من المبدأ بميل يساوي b_1 أقل بكثير من تبعثرها حول الخط الأفقي، فإن ضم X_1 إلى نموذج الانحدار سيقدم تخفيضا إضافيا قيما لمجموع مربعات الخطأ.

ويبين الشكل (١١-١) جد عصابة منحنية مما يشير إلى أن إضافة X_1 إلى نموذج الانحدار يمكن أن تكون مفيدة، وينبغي لهذه الإضافة أن تنطوي على تأثير منحني من النوع الذي يبينه النمط المعروف. ورسوم الانحدار الجزئي مفيدة أيضا في الكشف عن نقاط قاسية أو مشاهدات مؤثرة.

مثال ١.

يبين الجدول (١١-١) متوسط الدخل السنوي خلال السنتين الماضيتين X_1 ، درجة تجنب المخاطرة X_2 ومقدار التأمين على الحياة Y . لعينة من 18 مديرا تتراوح أعمارهم بين 30 و 39 عاما. وقد قيس تجنب المخاطرة من خلال استبيان قياسي قُدم لكل مدير: كلما كانت الدرجة أعلى كلما كان الحرص على تجنب المخاطرة أكبر. والدخل وتجنب المخاطرة مرتبطان ارتباطا معتدلا هنا، فمعامل الارتباط $r_{12} = 0.245$. ويعطي توفيق نموذج انحدار من المرتبة الأولى (الحسابات غير مبينة) مايلي:

$$\hat{Y} = -205.72 + 6.2880X_1 + 4.738X_2 \quad (11.3)$$

وقد رُسمت روااسب هذا النموذج التوفيق في مقابل X_1 في الشكل (١١-٢)أ. ويسين رسم الرواسب بوضوح الحاجة إلى تأثير منحني لـ X_1 في نموذج الانحدار.

ولدراسة طبيعة هذا التأثير، سنستخدم رسم الانحدار الجزئي، ونحدر كلا من Y و X_1 على X_2 . وعند القيام بذلك، نحصل (الحسابات غير مبينة) على:

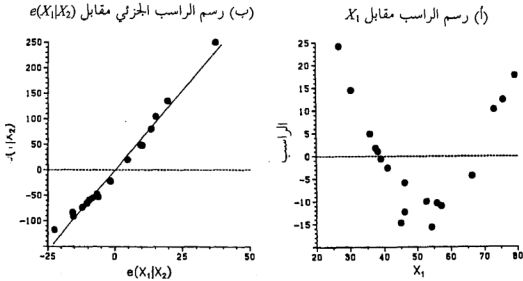
$$\hat{Y}(X_2) = 50.70 + 15.54X_2 \quad (11.4a)$$

$$\hat{X}_1(X_2) = 40.779 + 1.718X_2 \quad (11.4b)$$

جدول (١-١) بيانات مثال التأمين على الحياة (بآلاف الدولارات)

المدير i	متوسط الدخل السنوي بآلاف الدولارات X_{1i}	درجة تجنب المخاطرة X_{2i}	مقدار بوليصة التأمين بآلاف الدولارات Y_i
1	66.290	7	240
2	40.964	5	73
3	72.996	10	311
4	45.010	6	91
5	57.204	4	162
6	26.852	5	11
7	38.122	4	54
8	35.840	6	53
9	75.796	9	326
10	37.408	5	55
11	54.376	2	130
12	46.186	7	112
13	46.130	4	91
14	30.366	3	14
15	39.060	5	63
16	79.380	1	316
17	52.766	8	154
18	55.916	6	164

شكل (١-٢) رسم راسب ورسم التحدار جزئي - مثال التأمين على الحياة



وقد رُسمت رواسب هذين النموذجين التوفيقين الواحدة في مقابل الأخرى في رسم الانحدار الجزئي في الشكل (١١-٢) ب. ويتضمن هذا الرسم أيضا حط المربعات الدنيا عبر المبدأ بميل $b_1 = 6.2880$. ويبين رسم الانحدار الجزئي طبيعة العلاقة المنحنية بين Y و X_1 عندما كان X_2 من حينه في نموذج الانحدار، ونقصد أنها محدبة. وهذا واضح من الانحرافات الرأسية حول الخط المار من المبدأ بميل يساوي b_1 وهذه الانحرافات موجبة على اليسار، سالبة في الوسط، وموجبة ثانية على اليمين. وبصورة إجمالية، فإن التأثير المنحني متواضع ضمن مدى المتغيرات المستقلة.

ونلاحظ أيضا أن الانحرافات الرأسية حول العلاقة المنحنية عند توفيقها، ستكون أصغر بكثير من الانحرافات الرأسية حول الخط الأفقي، مما يشير إلى أن إضافة X_1 إلى نموذج الانحدار وفق علاقة منحنية ستخفض مجموع مربعات الخطأ تخفيضاً كبيراً. وفي الحقيقة، فإن معامل التحديد الجزئي لتأثير خطي لـ X_1 هو $r_{12}^2 = 0.984$.

مثال ٢.

في مثال شحوم الجسم في الجدول (٨-١) (صفحة ٣٤٨)، نستعرض هنا انحدار شحوم الجسم Y على سماكة جلد العضلة ثلاثية الرؤوس X_1 ومحيط الفخذ X_2 فقط. ونحذف المتغير المستقل الثالث (X_3)، محيط منتصف الذراع) وذلك كي نركز مناقشة رسوم الانحدار الجزئي على عناصرها الأساسية، ونذكر أن X_1 و X_2 مرتبطان ارتباطاً عالياً $r_{12} = 0.92$. وقد حصلنا على دالة الانحدار التوفيقية في الجدول (٨-٢) جـ (صفحة ٣٤٩).

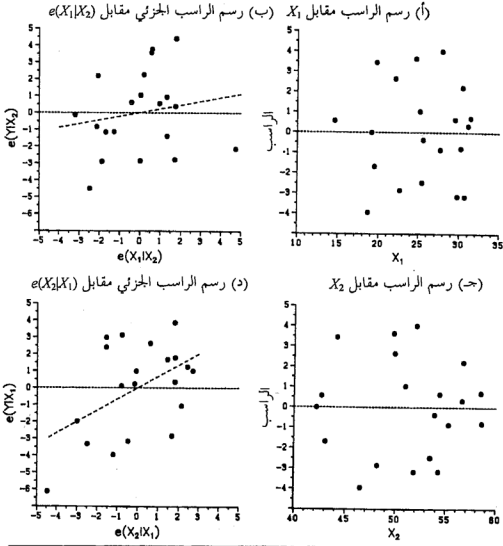
$$\hat{Y} = -19.174 + 0.2224X_1 + 0.6594X_2$$

ويتضمن الشكلان (١١-٣) أ و (١١-٣) ج رسومات الرواسب في مقابل X_1 و X_2 على الترتيب، ولاتشير هذه الرسوم إلى أي نقص في توفيق الحدود الخطية في نموذج الانحدار أو إلى وجود تبانيات غير متساوية لحدود الخطأ.

ويتضمن الشكلان (١١-٣) ب و (١١-٣) د رسوم الانحدار الجزئي لـ X_1 و X_2 ، على الترتيب، حيث كان المتغير المستقل الآخر من حينه في النموذج. ويبين الشكلان

أيضاً الخط عبر المبدأ يميل يساوي معامل الانحدار للمتغير المستقل الآخر فيما لو أضيف إلى النموذج التوفيقي. والتبعثر في الشكل (١١-٣) ب يتبع الطراز المبين في الشكل (١١-١) أ، وحقيقة أن الفائدة الهامشية لـ X_1 تبدو طفيفة، عندما يكون X_2 في نموذج الانحدار، تتفق مع ما وجدناه سابقاً في الفصل الثامن. وقد رأينا هناك أن معامل التحديد الجزئي هو $r_{1.2}^2 = 0.031$ وأن الإحصاءة t الخاصة بـ b_1 هي 0.73 فقط.

شكل (١١-٣) رسوم الرواسب ورسوم الانحدار الجزئي - مثال شحوم الجسم بمتغيرين مستقلين.



ويتبع رسم الانحدار الجزئي لـ X_2 في الشكل (٣-١١)د، الطراز المبين في الشكل (١-١١)ب، مبينا تبعثرا خطيا. يجيل موجب، ونرى أيضا أن هناك، إلى حد ما، متغيرية حول الخط الذي ميله b_2 أقل من المتغيرية حول الخط الأفقي. وهذا يقترح: (١) يمكن أن يكون المتغير X_2 مفيدا في نموذج الانحدار حتى عندما يكون X_1 من حينه في النموذج. (٢) يبدو أن حدا خطيا في X_2 هو المناسب إذ ليس هناك ما يشير إلى وجود علاقة منحنية. وهكذا يدعم رسم الانحدار الجزئي لـ X_2 في الشكل (٣-١١)د رسم الراسب المعتاد في الشكل (٣-١١)ج من حيث إنه يشير إلى الفائدة الجمّة لوجود محيط الفخذ X_2 في نموذج الانحدار عندما تكون سماكة جلد العضلة ثلاثية الرؤوس X_1 من حينها في النموذج، وتتسق هذه المعلومات مع كون الإحصاءة $r^2_{2.1}$ لـ b_2 في الجدول (٢-٨)ج، مساوية لـ 2.26 وكون معامل التحديد الجزئي $r^2_{2.1} = 0.232$ معتدلا.

تعليقات

١- يُظهر رسم الانحدار الجزئي، بصورة بيانية، طبيعة العلاقة الدالية التي ينبغي بموجبها إضافة متغير إلى نموذج الانحدار. وهو لا يقدم عبارة تحليلية لهذه العلاقة. وتتوفر، في الغالب، تشكيلة من التحويلات أو حدود التأثير المنحني لتمثيل العلاقة التي يُظهرها الرسم. وسنحتاج إلى تفصّي هذه البدائل واستخدام المزيد من رسوم الرواسب لتحديد التحويل أو حدود التأثير المنحني الأفضل.

٢- عندما يتطلب الأمر عدة رسوم انحدار جزئية لمجموعة من المتغيرات المستقلة، فليس من الضروري توفيق نماذج انحدار جديدة كلياً في كل مرة. وهناك طرق حسابية توفر في الحسابات المطلوبة، ومثل هذه الطرق مشروحة في كتب مدرسية مختصة مثل المرجع [11.1].

٣- يمكن الحصول على أية دالة انحدار متعدد توفيقية من متتالية من الانحدارات الجزئية التوفيقية. وللتوضيح، لنعتبر ثانية مثال التأمين على الحياة، حيث تعطي (11.4a) انحدارا توفيقيا لـ Y على X_2 ، وتعطي (11.4b) انحدارا توفيقيا لـ X_1 على X_2 . إذا حدرنا الآن الرواسب $\hat{Y} - Y$ على الرواسب $\hat{X}_1 - X_1$ مستخدمين الانحدار عبر المبدأ، فإننا نحصل (الحسابات غير مبينة) على:

$$\widehat{Y - \hat{Y}(X_2)} = 6.2880[X_1 - \hat{X}_1(X_2)] \quad (11.5)$$

وتعويض بسيط، مستخدمين (11.4a) و (11.4b) نجد
 $[Y - (50.70 + 15.54X_2)] = 6.2880[X_1 - (40.779 + 1.718X_2)]$
 أو:

$$\hat{Y} = -205.72 + 6.2880X_1 + 4.737X_2 \quad (11.6)$$

حيث الحل من أجل Y هو القيمة التوقعية \hat{Y} عندما يشمل نموذج الانحدار X_1 و X_2 .
 لاحظ أن النتيجة في (11.6) هي نفسها كما في توفيق نموذج الانحدار لـ X_1 و X_2
 مباشرة، المعطى في (11.3) باستثناء فروق بسيطة تعود إلى آثار التدوير.

٤- ورسم الراسب الذي يتصل اتصالاً وثيقاً برسم الانحدار الجزئي، والمفيد بدوره في تحديد طبيعة العلاقة في متغير مستقل X_k ندرس إمكانية إضافته إلى نموذج الانحدار، هو رسم الراسب الجزئي. ورسم الراسب هذا يأخذ كنقطة بداية الرواسب المعتادة $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$ ويضاف إليها تأثير الانحدار لـ X_k وعلى وجه التحديد، نعرف الرواسب الجزئية، التي تهدف، إلى فحص تأثير المتغير المستقل X_k ، ونرمز لها بـ $p(X_k)$ ، كما يلي:

$$p(X_k) = e_i + b_k X_{ik} \quad (11.7)$$

وهكذا، للحصول على راسب جزئي، نضيف تأثير X_k كما يعكسه الحد $b_k X_{ik}$ في النموذج التوقعي، إلى الراسب. ويُشار إلى رسم هذه الرواسب الجزئية في مقابل X_k ، كرسم راسب جزئي. ولزيد من التفاصيل حول رسوم الراسب الجزئي نعيد القارئ إلى المرجع [11.2].

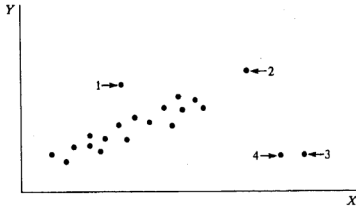
(٢-١١) تحديد مشاهدات قاصية في X - مصفوفة القبة وقيم العزم.

حالات قاصية

كثيراً ما تحتوي مجموعة البيانات، في تطبيقات تحليل الانحدار، على بعض الحالات القاصية أو المتطرفة؛ أي أن المشاهدات الخاصة بهذه الحالات تكون منفصلة بوضوح عن بقية البيان الإحصائي. وقد تنطوي هذه الحالات القاصية على رواسب كبيرة

ويكون لها، في الغالب، تأثيرات دراماتيكية على دالة انحدار المربعات الدنيا التوفيقية. ومن المهم التالي دراسة الحالات القاصية بعناية وتقرير ما إذا كان ينبغي الاحتفاظ بها أو إلغاؤها، وفي حالة الاحتفاظ بها، تقرير ما إذا كان ينبغي تخفيض نفوذها في عملية التوفيق، و/أو إعادة النظر في نموذج الانحدار.

شكل (١١-٤) رسم انتشار لانحدار بمتغير مستقل واحد يوضح حالات قاصية



وقد تكون مشاهدة قاصية أو متطرفة بالنسبة للقيمة Y أو بالنسبة لقيمة X (أو قيم X ، أو بالنسبة لكليهما. وهذا موضح في الشكل (١١-٤) لحالة انحدار بمتغير مستقل واحد. ففي رسم الانتشار في الشكل (١١-٤) نجد أن المشاهدات 1 قاصية بالنسبة لقيمة Y . ونلاحظ أن هذه النقطة تقع بعيدا خارج مخطط الانتشار، مع أن قيمة X الخاصة بها قريبة من منتصف مدى المشاهدات بالنسبة للمتغير المستقل. والمشاهدات 2، 3 و4، هي مشاهدات قاصية بالنسبة للقيم X باعتبار أن القيم X الخاصة بها أكبر بكثير من تلك الخاصة بالمشاهدات الأخرى؛ والمشاهدتان 3 و4 قاصيتان أيضا بالنسبة لقيم Y .

وليس لجميع المشاهدات القاصية نفوذ قوي على دالة الانحدار التوفيقية. فقد لاتكون المشاهدات 1 في الشكل (١١-٤) ذات نفوذ كبير نظرا لوجود عدد من المشاهدات الأخرى بقيم مشابهة لـ X ، مما سيحفظ دالة الانحدار التوفيقية من الانزلاق بعيدا كنتيجة للمشاهدة القاصية. وكذلك الأمر بالنسبة للمشاهدة 2، فقد لا يكون لها

نفوذ قوي لأن قيمة Y فيها منسقة مع علاقة الانحدار التي تظهرها المشاهدات غير القاصية. وعلى الوجه الآخر، فمن المحتمل أن يكون للمشاهدتين 3 و4 نفوذ قوي من حيث تأثيرهما على دالة الانحدار التوفيقية، إنهما قاصيتان فيما يتعلق بقيمة X فيهما، وقيمتا Y فيهما غير متسقتين مع علاقة الانحدار للملاحظات الأخرى.

وإحدى الخطئ الأساسية في أي تحليل انحدار هي تحديد ما إذا كان نموذج الانحدار المدروس خاضعا لسطوة مشاهدة واحدة أو قلة من المشاهدات في مجموعة البيانات. وفي انحدار بمتغير مستقل واحد أو متغيرين، يكون من السهل نسبيا التعرف على مشاهدات قاصية في قيم X أو في قيم Y بوسائل مثل الرسوم الصندوقية، رسوم الجذع والورقة، رسوم الانتشار، ورسوم الراسب، ودراسة ما إذا كان لها نفوذ له تأثيره على دالة الانحدار التوفيقية. إلا أنه عندما يشمل نموذج الانحدار أكثر من متغيرين مستقلين، يصبح التعرف على مشاهدة قاصية بالوسائل البانية البسيطة أمرا صعبا، ذلك لأن تفحص متغير بمفرده أو متغيرين لا يساعد بالضرورة على تحديد القاصيات بالنسبة لنموذج انحدار متعدد المتغيرات. وبعض القاصيات في متغير واحد قد لا تكون متطرفة في نموذج انحدار متعدد، وعلى العكس، قد لا تتمكن من اكتشاف قاصيات في عدد من المتغيرات عند تحليل يتطرق لمتغير واحد أو لمتغيرين منها.

ونناقش الآن استخدام مصفوفة القبة المعرفة في (7.25a) للتعرف على مشاهدات قاصية في عدة متغيرات X . وفي الفقرة التالية نتابع بعض التدابير المحسنة للتعرف على مشاهدات قاصية في قيم Y .

استخدام مصفوفة القبة H للتعرف على مشاهدات قاصية في قيم X

واجهنا مصفوفة القبة في الفصلين السادس والسابع:

$$H = X(X'X)^{-1}X' \quad (11.8)$$

وأشرنا في (7.25) إلى أنه يمكن التعبير عن القيم التوفيقية كتركيب خطية في المشاهدات Y_i وذلك من خلال مصفوفة القبة:

$$\hat{Y} = HY \quad (11.9)$$

وبصورة مشابهة أشرنا في (7.27) إلى أنه يمكن التعبير عن الرواسب كتركيب خطية في المشاهدات Y_i باستخدام مصفوفة القبة:

$$e = (I - H)Y \quad (11.10)$$

وفضلا عن ذلك، أشرنا في (7.27) إلى أن تباينات وتغايرات الرواسب تنطوي على مصفوفة القبة:

$$\sigma^2\{e\} = \sigma^2(I - H) \quad (11.11)$$

وهكذا فإن تباين الراسب e_i ، ونرمز له بـ $\sigma^2\{e_i\}$ ، هو:

$$\sigma^2\{e_i\} = \sigma^2(1 - h_{ii}) \quad (11.12)$$

حيث h_{ii} هو العنصر من القطر الرئيس لمصفوفة القبة.

ويمكن الحصول على العنصر القطري h_{ii} لمصفوفة القبة مباشرة من:

$$h_{ii} = X_i' (X'X)^{-1} X_i \quad (11.13)$$

حيث تقابل X_i هنا المتجه X_h في (7.48) باستثناء أن X_i تخص المشاهدات i :

$$X_i = \begin{bmatrix} 1 \\ X_{i,1} \\ \vdots \\ X_{i,p-1} \end{bmatrix} \quad (11.13a)$$

لاحظ أن X_i' هي ببساطة الصف i من المصفوفة X المتعلق بالمشاهدة i .

وللعناصر القطرية h_{ii} في مصفوفة القبة بعض الخواص المفيدة، ونذكر، على وجه

الخصوص، خاصية أن قيمها تقع دائما بين الصفر والواحد وأن مجموعها يساوي p :

$$0 \leq h_{ii} \leq 1 \quad \sum_{i=1}^n h_{ii} = p \quad (11.14)$$

حيث p عدد معالم الانحدار في دالة الانحدار. بما في ذلك حد الجزء المقطوع.

والعنصر القطري h_{ii} في مصفوفة القبة هو مؤشر مفيد لما إذا كانت المشاهدة

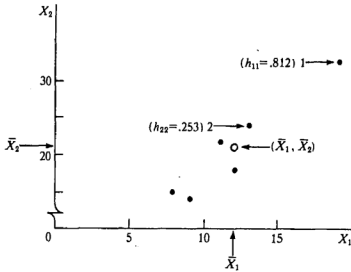
قاصية أم لا بالنسبة للقيم X ، وذلك في دراسة متعددة المتغيرات. ويدعى العنصر

القطري h_{ii} عزم المشاهدة i (بدلالة القيم X). وهو يشير إلى ما إذا كانت القيم X

للمشاهدة i قاصية أم لا، ذلك لأنه يمكن تبين أن h_{ii} يقيس المسافة بين قيم X

للمشاهدة i ومتوسطات القيم X للملاحظات الـ n جميعها. وهكذا يشير كبر قيمة العزم h_{ii} إلى أن المشاهدة i بعيدة عن مركز المشاهدات X جميعا. ويوضح الشكل (٥-١١) هذا الأمر في حالة متغيرين مستقلين. فالمشاهدة 1 بعيدة عن المركز (\bar{X}_1, \bar{X}_2) ولها قيمة عزم كبيرة $h_{11} = 0.812$ بينما المشاهدة 2 قريبة من المركز ولها قيمة عزم صغيرة $h_{22} = 0.253$.

شكل (٥-١١) توضيح لملاحظات تقع قيم X فيها قرب المركز وبعيدا عن المركز.



وإذا كانت المشاهدة i قاصية من حيث قيم X فيها وبالتالي لها قيمة عزم h_{ii} كبيرة. فإنها تُبدي عزمًا كبيرًا في تحديد القيمة التوفيقية \hat{Y}_i والأمر كذلك للأسباب التالية:

١- القيمة التوفيقية \hat{Y}_i هي تركيب خطي في قيم Y الملحوظة، كما هو مبين في (11.9)، و h_{ii} هو وزن المشاهدة Y_i في تحديد هذه القيمة التوفيقية. وهكذا فإنه كلما كان h_{ii} أكبر كلما كانت Y_i أكثر أهمية في تحديد \hat{Y}_i . ولنذكر أن h_{ii} هي دالة في القيم X فقط، وبالتالي يقيس h_{ii} دور القيم X في تحديد مدى أهمية Y_i من حيث تأثيرها على القيمة التوفيقية \hat{Y}_i .

٢- كلما كان h_{ii} أكبر كلما كان تباين الراسب e_i أصغر، كما يمكن من (11.12) وبالتالي، كلما كان h_{ii} أكبر كلما مالت القيمة التوفيقية \hat{Y}_i إلى أقرب للقيمة الملحوظة Y_i . وفي الحالة الحدية حيث $h_{ii} = 1$ يكون $\sigma^2\{e_i\} = 0$ ، وبإلا القيمة التوفيقية \hat{Y}_i على أن تكون مساوية للقيمة الملحوظة Y_i ، وبما أن المشاهدات العزم تميل إلى أن يكون راسبها أصغر، فقد لا يكون من الممكن الكشف عنها إلى فحص الرواسب فقط.

وعادة تعتبر قيمة العزم h_{ii} كبيرة إذا تجاوزت ضعف متوسط قيم العزوم \bar{h} ، وهي تساوي وفقاً للعلاقة (11.14):

$$\bar{h} = \frac{\sum_{i=1}^n h_{ii}}{n} = \frac{p}{n} \quad (11.15)$$

وبالتالي فإن قيم العزم الأكبر من $2p/n$ تعتبر، وفقاً لهذه القاعدة، مؤشر مشاهدات قاصية من حيث قيم X لهذه المشاهدات، والمرشد المقترح الآخر ه قيم h_{ii} لا تتجاوز 0.5 قيم عزم عالية جداً، بينما تعتبر القيم الواقعة بين 0.2 و 5 عزم معتدلة. والبيئة الإضافية لمشاهدة قاصية هي وجود ثغرة بين قيم العزم المشاهدات وقيمة (أو قيم) عزم كبيرة بصورة غير عادية.

مثال

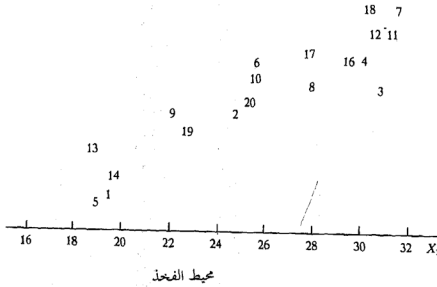
نستمر في مثال شحوم الجسم المبين في الجدول (٨-١)، ومن جديد فقط المتغيرين المستقلين: سماكة جلد العضلة ثلاثية الرؤوس X_1 ، ومحيط الفخذ بحيث يمكن مقارنة نتائج استخدام مصفوفة القبة بنتائج الرسوم البيانية ويتضمن الشكل (١١-٦) رسم انتشار لـ X_2 في مقابل X_1 حيث حُدود المشاهدات بالأرقام التي تشير إلى ترتيب الحصول عليها. ونلاحظ من الشكل (١١) المشاهدتين 15 و 3 تبدوان قاصيتين بالنسبة إلى سير القيم X ، والمشاهدة 15 قاصية في X_1 وتشكل النهاية الدنيا في مدى X_2 بينما تبدو المشاهدات 3 قاصية في X_2 الخطية المتعددة، مع أنها ليست قاصية في أي من المتغيرين المستقلين بمفرده، المشاهدتان 1 و 5 متطرفتين إلى حد ما.

تشخيصات وتدابير علاجية - II

شكل (١١-٦) رسم انتشار لحيط الفخذ في مقابل سماكة جلد العضلة ثلاثية الرؤوس في منا

الجسم بمتغيرين مستقلين

سماكة جلد العضلة ثلاثية



محيط الفخذ

وتؤيد حسابات مصفوفة القبة (11.8) هذه الانطباعات إذ
العمود (٢) من الجدول (١١-٢) قيم العزم لمثال شحوم الجسم ونلاحظ
قيمتين للزعم هما $h_{33} = 0.372$ و $h_{15,15} = 0.333$. وكلاهما تتجاوز قاعد
متوسط قيم العزم، $2p / n = 2(3) / 20 = 0.30$ ، وتفصلهما ثغرة كبيرة
العزم التالية لهما في الكبر، $h_{55} = 0.248$ و $h_{11} = 0.201$. وسنحتاج، وقا
المشاهدتين 3 و 15 كمشاهدتين قاصيتين في قيم X ، إلى التعرف على مد
هاتين المشاهدتين في توفيق دالة الانحدار. وسنتعرض لهذا السؤال بعد أن ننا
تحديد المشاهدات القاصية في قيم Y .

جدول (٣-١١) الرواسب، العناصر القطرية لمصفوفة القَبْعة، ورواسب الحذف المعيرة تقديرًا - مثالاً
شحوم الجسم بمقتارين مستقلين.

(٣)	(٢)	(١)	
d_i	h_{ii}	e_i	i
-.730	.201	-1.683	1
1.534	.059	3.643	2
-1.656	.372	-3.176	3
-1.348	.111	-3.158	4
.000	.248	.000	5
-.148	.129	-.361	6
.298	.156	.716	7
1.760	.096	4.015	8
1.117	.115	2.655	9
-1.034	.110	-2.475	10
.137	.120	.336	11
.923	.109	2.226	12
-1.825	.178	-3.947	13
1.524	.148	3.447	14
.267	.333	.571	15
.258	.095	.642	16
.344	.106	-.851	17
.335	.197	-.783	18
-1.176	.067	-2.857	19
.409	.050	1.040	20

(٣-١١) تحديد مشاهدات قاصية في Y - رواسب الحذف المعيرة تقديرًا

درسنا في فصول سابقة الكشف عن مشاهدات قاصية أو متطرفة في Y استناداً إلى

فحص الرواسب. وقد استخدمنا هناك إما الراسب e_i :

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (11.16)$$

أو الرواسب المعيرة:

$$\frac{e_i}{\sqrt{MSE}} \quad (11.17)$$

ونقدم الآن تحسينين بإعلان تحليل الرواسب أكثر فعالية في الكشف عن مشاهدات

قاصية في Y .

رواسب معيرة تقديرا بصورة داخلية

عندما يكون للرواسب e_i تباينات $\sigma^2\{e_i\}$ مختلفة اختلافا شديدا، حيث $\sigma^2\{e_i\}$ معطاة في (11.12)، فمن المستحسن، كما نأخذ في الحسبان الفروق في أخطاء المعاينة لكل منها، أن نعتبر مقدار e_i منسوباً إلى $\sigma\{e_i\}$. وقد رأينا في (7.28) أن المقدّر غير المنحاز لذلك التباين هو:

$$s^2\{e_i\} = MSE(1 - h_{ii}) \quad (11.18)$$

وتدعى نسبة e_i إلى $s\{e_i\}$ الراسب المعيرة تقديرا بصورة داخلية وسنرمز له بـ e_i^* :

$$e_i^* = \frac{e_i}{s\{e_i\}} \quad (11.19)$$

وبينما سيكون للرواسب e_i تباينات معاينة مختلفة اختلافا شديدا إذا كانت قيم العزم h_{ii} مختلفة بصورة ملحوظة، فإن للرواسب المعيرة تقديرا بصورة داخلية تباينا ثابتا (عندما يكون النموذج مناسباً).

رواسب الحذف

والتحسين الثاني هو أن نقيس الراسب $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$ عندما يُبنى الانحدار التوفيقي على المشاهدات بعد أن نستثني منها المشاهدة i . وسبب هذا التحسين هو أنه إذا كانت Y_i قاصية جدا فقد يؤثر هذا في دالة انحدار المربعات الدنيا التوفيقية المستندة إلى جميع المشاهدات لجعلها أقرب إلى Y_i ، مما يُنتج قيمة توفيقية \hat{Y}_i قريبة من Y_i وفي تلك الحالة، سيكون الراسب e_i صغيراً وسوف لا يكشف عن كون Y_i قاصية. وعلى الوجه الآخر، إذا حُذفت المشاهدة i قبل توفيق دالة الانحدار، فإن قيمة المربعات الدنيا التوفيقية \hat{Y}_i لا تتأثر بالمشاهدة القاصية Y_i ، وسيميل الراسب عندئذ إلى أن يكون أكبر وبالتالي تزداد إمكانية كشفه للمشاهدة القاصية في قيمة Y .

والطريقة عندئذ هي أن نحذف المشاهدة، ثم نقوم بتوفيق دالة الانحدار للمشاهدات الـ $n-1$ الباقية، ونقارن التقدير النقطي للقيمة المتوقعة عندما تكون مستويات X هي تلك الخاصة بالمشاهدة i المحذوفة، وسنرمز لها بـ $\hat{Y}_{(i)}$ ، مع القيمة الملحوظة فعلاً Y_i . ويذكرنا الرمز $\hat{Y}_{(i)}$ بأن المشاهدة i قد أُلغيت عند توفيق دالة الانحدار. ويدعى الراسب:

$$d_i = Y_i - \hat{Y}_{i(0)} \quad (11.20)$$

راسب الحذف ونرمز له بـ d_i والعبارة المكافئة جبرياً لـ d_i والتي لا تستدعي إعاد حساب دالة الانحدار التوفيقية بعد حذف الملاحظة i ، هي:

$$d_i = \frac{e_i}{1 - h_{ii}} \quad (11.20a)$$

حيث e_i الراسب المعتاد للملاحظة i و h_{ii} هي قيمة العزم (11.13) لهذه الملاحظة ونلاحظ أنه كلما كانت قيمة العزم h_{ii} أكبر كلما كان راسب الحذف أكبر بالمقارنة مع الراسب المعتاد.

وهكذا فإن رواسب الحذف ستحدد أحياناً المشاهدات القاصية في قيم Y حيث تفشل الرواسب العادية في القيام بذلك ؛ وفي أحيان أخرى تقود رواسب الحذف إلى التحديدات نفسها التي تقود إليها الرواسب العادية.

ونلاحظ أن راسب الحذف يقابل خطأ التنبؤ في بسط العلاقة (3.34) عند التنبؤ بملاحظة جديدة مستخدمين دالة الانحدار التوفيقية للملاحظات السابقة، باستثناء أنه في (3.34) نجد الفرق $\hat{Y}_i - Y_i$ والرموز تختلف عما هي عليه هنا. وهكذا نجد من (7.58a) أن التباين المقدّر لـ d_i هو:

$$s^2\{d_i\} = MSE_{(0)}(1 + \mathbf{X}_i'(\mathbf{X}_{(0)}'\mathbf{X}_{(0)})^{-1}\mathbf{X}_i) \quad (11.21)$$

حيث \mathbf{X}_i هو متجه المشاهدات X المذكور في (11.13) للملاحظة i ، و $MSE_{(0)}$ هو متوسط مربعات الخطأ في توفيق دالة الانحدار بعد إلغاء الملاحظة i ، و $\mathbf{X}_{(0)}$ هو المصفوفة \mathbf{X} بعد حذف الملاحظة i . والعبارة المكافئة جبرياً لـ $s^2\{d_i\}$ هي:

$$s^2\{d_i\} = \frac{MSE_{(0)}}{1 - h_{ii}} \quad (11.21a)$$

وينتج من (7.58) أن:

$$\frac{d_i}{s\{d_i\}} \sim t(n-p-1) \quad (11.22)$$

تذكر أن $n-1$ من المشاهدات قد استخدمت هنا للتنبؤ بالملاحظة i ، وبالتالي فإن درجات الحرية هي $n-p-1$ (7.58).

رواسب الحذف المعيرة تقديرا

بضم التحسينين السابقين نحصل من أجل تشخيص المشاهدات القاصية أو المتطرفة في قيم Y على راسب الحذف d_i المعطى في (11.20) بعد معايرته معايرة تقديرية بقسمته على الانحراف المعياري المقدّر المعطى في (11.21). وهكذا يكون راسب الحذف المعير تقديرا، وسنرمز له بـ d_i^* كما يلي:

$$d_i^* = \frac{d_i}{s\{d_i\}} \quad (11.23)$$

ونستنتج من (11.20a) و (11.21a) أن العبارة الجبرية المكافئة لـ d_i^* هي:

$$d_i^* = \frac{e_i}{\sqrt{MSE_{(i)}(1-h_{ii})}} \quad (11.23a)$$

ويُدعى الراسب المعير تقديرا في (11.23) أحيانا، الراسب المعير تقديرا بصورة خارجية ونعلم من (11.23) أن كل راسب حذف معير تقديرا d_i^* يتبع التوزيع t بـ $n-p-1$ درجة من الحرية، وعلى أي حال، فإن المقادير d_i^* ليست مستقلة. ومن حسن الحظ، يمكن حساب رواسب الحذف المعيرة تقديرا d_i^* المعطاة في (11.23) دون الاضطرار إلى توفيق دوال انحدار جديدة في كل مرة نلغي فيها مشاهدة مختلفة. إذ توجد علاقة بسيطة بين MSE و $MSE_{(i)}$ هي:

$$(n-p)MSE = (n-p-1)MSE_{(i)} + \frac{e_i^2}{1-h_{ii}} \quad (11.24)$$

واستخدام هذه العلاقة في (11.23a) ينتج العبارة المكافئة التالية لـ d_i^* :

$$d_i^* = e_i \left[\frac{n-p-1}{SSE(1-h_{ii}) - e_i^2} \right]^{1/2} \quad (11.25)$$

وهكذا يمكن حساب رواسب الحذف المعيرة تقديرا d_i^* من الرواسب e_i ، ومجموع مربعات الخطأ SSE ، وقيم العزم h_{ii} ، جميعها محسوبة من الانحدار التوفيقى القوائم على n من المشاهدات.

ولتحديد المشاهدات القاصية في قيم Y ، ننظر في مقدار القيم المطلقة لرواسب الحذف المعيرة تقديرا ثم نستخدم التوزيع t المناسب للتعرف على مدى وقوع مثل هذه القيم القاصية بعيدا في أحد الذيلين.

مثال. نوضح حساب رواسب الحذف المعيرة تقديرا بأخذ الملاحظة الأولى من مثال شحوم الجسم في الجدول (٢-١١) المتضمن للمتغيرين المستقلين X_1 و X_2 وقيم X هذه الملاحظة، كما يعطيها الجدول (٢-٨)، هي $X_{11} = 19.5$ و $X_{12} = 43.1$ وباستخدام دالة الانحدار التوفيقية في الجدول (٢-٨) جـ، نجد:

$$\hat{Y}_1 = -19.174 + 0.2224(19.5) + 0.6594(43.1) = 13.583$$

وعما أن $Y_1 = 11.9$ فالراسب لهذه الملاحظة هو $e_1 = 11.9 - 13.583 = -1.683$ ونعلم أيضا من الجدول (٢-٨) جـ، أن $SSE = 109.95$. ومن الجدول (٢-١١) أن $h_{11} = 0.201$. وهكذا نجد من (11.25) أن:

$$d_1^* = -1.683 \left[\frac{20-3-1}{109.95(1-0.201) - (-1.683)^2} \right]^{1/2} = -0.730$$

ورواسب الحذف المعيرة تقديرا لكل من الملاحظات العشرين مبينة في العمود الثالث من الجدول (٢-١١).

ونلاحظ أن رواسب الحذف المعيرة تقديرا أو الأكبر في قيمتها المطلقة تعود للملاحظات 3، 8 و 13. وإذا اعتبرنا الذيلين على الجانبين، بمساحة 0.05 لكل منهما، متطرفين، فسنحتاج لمقارنة قيم رواسب الحذف المعيرة تقديرا، بقيمة التوزيع t بـ $16 = n - p - 1$ درجة من الحرية، أي المقارنة بـ $t(95; 16) = 1.746$ على وجه التحديد. وبالمصادفة فإن اعتبار الرواسب e_i هنا (وهي مبينة في العمود الأول من الجدول (٢-١١)) تكشف أيضا عن أن الملاحظتين 8 و 13 هما الملاحظتان الأكثر قصورا.

(٢-١١) تحديد الملاحظات المؤثرة - تدابير $DFBETAS$ ، $DFITS$ ومسافة كوك $COOK$

بعد تحديد الملاحظات القاصية بالنسبة لقيمتها في X و/أو قيمها في Y ، تكون الخطوة التالية: هي التعرف على ما إذا كانت هذه الملاحظات القاصية مؤثرة أم لا. وسنعتبر الملاحظة مؤثرة إذا كان استثنائها يسبب تغيرات رئيسية في دالة الانحدار التوفيقية. وكما لاحظنا في الشكل (٢-١١)، لا حاجة لأن تكون جميع الملاحظات القاصية مؤثرة. وعلى سبيل المثال، قد لا تؤثر الملاحظة 1 في الشكل (٢-١١) في دالة الانحدار التوفيقية تأثيرا ذا بال.

وسنبدا هنا بثلاثة مقاييس للتأثير، وهي مقاييس مستخدمة على نطاق واسع في التطبيق العملي، ويقوم كل منها على حذف مشاهدة واحدة لقياس تأثيرها.

التأثير على القيم التوفيقية - DFFITS

إحدى المقاييس المفيدة لتأثير المشاهدة على القيمة التوفيقية \hat{Y}_i معطى بالعلاقة:

$$(DFFITS)_i = \frac{\hat{Y}_i - \hat{Y}_{i(0)}}{\sqrt{MSE_{(0)} h_{ii}}} \quad (11.26)$$

ويرمز الحرفان DF للفرق بين القيمة التوفيقية \hat{Y}_i للمشاهدة i عند استخدام جميع المشاهدات n في توفيق دالة الانحدار، وبين قيمة التنبؤ $\hat{Y}_{i(0)}$ للمشاهدة التي نحصل عليها عند إلغاء المشاهدة i في عملية توفيق دالة الانحدار. وينطوي مقام (11.26) على متوسط مربعات الخطأ، عندما نلغي المشاهدة i في عملية توفيق دالة الانحدار، وعلى قيمة العزم h_{ii} المعروفة في (11.13). ويقدم المقام نوعاً من المعايرة بحيث إن القيمة $(DFFITS)_i$ ، للنقطة i من نقاط البيانات الإحصائي، تمثل بصورة تقريبية عدد الانحرافات المعيارية المقدرة التي تتغيرها القيمة التوفيقية \hat{Y}_i عند إزاحة المشاهدة i من مجموعة البيانات. ويمكن تبين أنه يمكن حساب القيم $DFFITS$ مستخدمين فقط النتائج المتوافرة من توفيق مجموعة البيانات بكاملها، وذلك وفقاً للعلاقة التالية:

$$(DFFITS)_i = e_i \left[\frac{n-p-1}{SSE(1-h_{ii})-e_i^2} \right]^{1/2} \left(\frac{h_{ii}}{1-h_{ii}} \right)^{1/2} = d_i^* \left(\frac{h_{ii}}{1-h_{ii}} \right)^{1/2} \quad (11.26a)$$

ونلاحظ من العبارة الأخيرة أن القيم $DFFITS$ هي رواسب الحذف المعيرة تقديراً بعد زيادتها أو إنقاصها من خلال عامل هو، في واقع الأمر، دالة في قيم العزم. وإذا كانت المشاهدة i قاصية في قيم X ولها قيمة عزم مرتفعة فإن هذا العامل سيكون أكبر من الواحد وستنحو $(DFFITS)_i$ إلى أن تكون كبيرة بالقيمة المطلقة. وكدليل لتحديد المشاهدات المؤثرة، نقترح اعتبار المشاهدة مؤثرة إذا تجاوزت القيمة المطلقة لـ $DFFITS$ الواحد، من أجل مجموعات البيانات من حجم صغير إلى متوسط، وإذا تجاوزت $2\sqrt{p/n}$ في مجموعات كبيرة من البيانات.

مثال. في العمود الأول من الجدول (٣-١١) قائمة بقيم الـ $DFITS$ في مثال شحوم الجسم، بتغيرين مستقلين. ولتوضيح الحسابات، لنعبر قيمة الـ $DFITS$ للملاحظة 1. فقد وجدنا سابقاً أن راسب الحذف المعرّ تقديرًا لهذه الملاحظة هو $d_i^* = -0.730$ وأن قيمة العزم هي $h_{11} = 0.201$ وبالتالي نحصل، باستخدام (11.26a) على:

$$(DFITS)_1 = -0.730 \left(\frac{.201}{1-.201} \right)^{1/2} = -0.366$$

جدول (٣-١١) $DFBETAS$ ، $DFITS$ ومسافات كوك - مثال شحوم الجسم بتغيرين مستقلين.

(٥)	(٤)	(٣)	(٢)	(١)	
$DFBETAS$					
D_i	b_2	b_1	b_0	$(DFITS)_i$	i
.046	.232	-.132	-.305	-.336	1
.046	-.143	.115	.173	.384	2
.490	1.067	-1.183	-.847	-1.273	3
.072	.196	-.294	-.102	-.476	4
.000	.000	.000	.000	.000	5
.001	-.044	.040	.040	-.057	6
.006	.054	-.016	-.078	.128	7
.098	-.333	.391	.261	.575	8
.053	.247	-.295	-.151	.402	9
.044	-.269	.245	.238	-.364	10
.001	-.003	.017	-.009	.051	11
.035	.070	.023	-.131	.323	12
.212	-.390	.592	.119	-.851	13
.125	-.298	.113	.452	.636	14
.013	.069	-.125	-.003	.189	15
.002	-.025	.043	.009	.084	16
.005	-.076	.055	.080	-.118	17
.010	-.116	.075	.132	-.166	18
.032	.064	-.004	-.130	-.315	19
.003	-.003	.002	.010	.094	20

وقد قيمة $DFITS$ الوحيدة، في الجدول (٣-١١)، التي تتجاوز الدليل لمجموعة بيانات من الحجم المتوسط هي تلك الخاصة بالملاحظة 3، حيث $| (DFITS)_3 | = 1.273$ وهذه القيمة هي إلى حد ما أكبر من الدليل وهو القيمة 1. وعلى أي حال، فإن القيمة قريبة من الواحد إلى حد يمكن أن يجعلها غير مؤثرة تأثيراً يستدعي المبادرة لعلاج.

التأثير على معاملات الانحدار

DFBETAS إحدى مقاييس تأثير الملاحظة i على كل معامل انحدر b_k ($k = 0, 1, \dots, p-1$) هو الفرق بين معامل الانحدار b_k المقدّر بالاستناد إلى المشاهدات الـ n جميعها وبين معامل الانحدار الذي نحصل عليه عند حذف الملاحظة i ، وسنرمز له بـ $b_{k(i)}$ وعند قسمة هذا الفرق على معيارية مناسبة نحصل على المقياس **DFBETAS**.

$$(DFBETAS)_{k(i)} = \frac{b_k - b_{k(i)}}{\sqrt{MSE_{(i)} C_{kk}}} \quad k = 0, 1, \dots, p-1 \quad (11.27)$$

حيث c_{kk} هو العنصر القطري الـ k من $(X'X)^{-1}$ والمقام تقدير للخطأ المعياري لـ b_k ، حيث يُبنى MSE على $n-1$ من المشاهدات. والقيمة المطلقة الكبيرة لـ $(DFBETAS)_{k(i)}$ مؤشر تأثير كبير للملاحظة i على معامل الانحدار الـ k . وكدليل لتحديد المشاهدات المؤثرة، نوصي باعتبار مشاهدة ما كمشاهدة مؤثرة إذا تجاوزت القيمة المطلقة لـ **DFBETAS** الواحد في مجموعات صغيرة إلى متوسطة الحجم من البيانات، وتجاوزت $2/\sqrt{n}$ في مجموعات كبيرة من البيانات.

مثال. في مثال شحوم الجسم بمتغيرين مستقلين، نجد في الأعمدة ٢، ٣ و ٤ من الجدول (١١-٣) قوائم بقيم الـ **DFBETAS**. ونلاحظ أن الملاحظة الثالثة هي الملاحظة الوحيدة التي تتجاوز الدليل وهو القيمة لمجموعات صغيرة إلى متوسطة الحجم من البيانات، وذلك من أجل كل من b_1 و b_2 . وهكذا تُوسم الملاحظة الثالثة من جديد بأنها ذات نفوذ. وعلى أي حال نقول ثانية إن قيم الـ **DFBETAS** لاتتجاوز الواحد تتجاوزا كبيرا جدا مما يمكننا معه القول إن الملاحظة الثالثة قد لا يكون لها من التأثير ما يستدعي المبادرة لعلاج.

مسافة كوك. مقياس مسافة كوك D_i هو مقياس إجمالي للتأثير المشترك للملاحظة i على جميع معاملات الانحدار المقدّرة. وهذا المقياس مستنبط من مفهوم منطقة الثقة المتزامنة لمعاملات الانحدار β_k جميعها وعددها p ($k = 0, 1, \dots, p-1$) ويمكن تبين أن حدود منطقة الثقة المشتركة هذه والخاصة بنموذج الانحدار المتعدد طبيعي الأخطاء (7.18) معطاة بالعلاقة:

$$\frac{(\mathbf{b}-\beta)' \mathbf{X}' \mathbf{X} (\mathbf{b}-\beta)}{pMSE} = F(1-\alpha, p, n-p) \quad (11.28)$$

ويستخدم مقياس مسافة كوك D_i الهيكلي نفسه المستخدم لقياس التأثير المشترك للفر في معاملات الانحدار المقدرة عند حذف الملاحظة i :

$$D_i = \frac{(\mathbf{b}-\mathbf{b}_{(i)})' \mathbf{X}' \mathbf{X} (\mathbf{b}-\mathbf{b}_{(i)})}{pMSE} \quad (11.29)$$

حيث $\mathbf{b}_{(i)}$ متجه معاملات الانحدار المقدرة الذي نحصل عليه عند حذف الملاحظة i كالمعتاد، هو ذلك المتجه عند استخدام المشاهدات n جميعها.

وبينما لا يتبع D_i التوزيع F فقد وُجد أنه من المفيد نسبة القيمة D_i إلى التوزيع المقابل وفقاً للعلاقة (11.28) ومعرفة المئين الموافق لتلك القيمة. وإذا كانت قيمة المتد أقل من حوالي 10 أو 20 بالمائة، فيكون للملاحظة i ، على ما يبدو، تأثير بسيط على معاملات الانحدار. وعلى الوجه الآخر، إذا كانت قيمة المئين قرب الـ 50 بالمائة أكثر فينبغي اعتبار المسافة بين المتجهين \mathbf{b} و $\mathbf{b}_{(i)}$ كبيرة، مما يتضمن أن للملاحظة تأثر كبيراً على توفيق دالة الانحدار.

ومن حسن الحظ، يمكن حساب مقياس مسافة كوك D_i دون توفيق دالة انحد جديدة في كل مرة نحذف فيها مشاهدة مختلفة. والعبارة المكافئة جبرياً هي:

$$D_i = \frac{e_i^2}{pMSE} \left[\frac{h_{ii}}{(1-h_{ii})^2} \right] \quad (11.29a)$$

ونلاحظ من (11.29a) أن D_i يعتمد على عاملين: (١) حجم الراسب e_i و (٢) قيم العزم h_{ii} . وكلما كان أي من e_i أو h_{ii} أكبر. كلما كان D_i أكبر وهكذا يمكن أن تكون الملاحظة i مؤثرة: (١) إذا كان لدينا راسب e_i كبير وقيمة عزم معتدلة h_{ii} أو (٢) إذا كان لدينا قيمة عزم h_{ii} كبيرة مع راسب e_i من حجم معتدل، أو (٣) إذا كان لدينا راسب e_i كبير وقيمة عزم h_{ii} كبيرة.

مثال. في مثال شحوم الجسم، بمتغيرين مستقلين، يقدم العمود الخامس من الجدول (١١-٣)، القيم D_i . ولتوضيح الحسابات سنعتبر الملاحظة 1. ونعلم من الجدول (١١-٢) أن $e_1 = -1.683$ و $h_{11} = 0.201$. فضلاً عن ذلك، لدينا من الجدول

(٢-٨) ج، $MSE = 6.47$ و $p = 3$ لنموذج بمتغيرين مستقلين. وبالتالي نجد:

$$D_1 = \frac{(-1.683)^2}{3(6.47)} \left[\frac{.201}{(1-.201)^2} \right] = .046$$

ونلاحظ من العمود الخامس في الجدول (٣-١١) أن المشاهدات الثلاثة هي بوضوح المشاهدات الأكثر تأثيراً، إذ يقابلها $D_3 = 0.490$ ، بينما مقياس المسافة التالي في الكبر هو $D_{13} = 0.212$ وهو أصغر بكثير.

ولتضمن شأن $D_3 = 0.490$ ، نعود إلى التوزيع F المقابل، ونعني $F(p, n-p) = F(3, 17)$ فيمكن تبين أن 0.490 هي في جوار المئين 31 لهذا التوزيع. وبالتالي، يبدو أن المشاهدات الثلاثة تؤثر بالفعل في توفيق الانحدار، ولكن قد لا يكون مدى التأثير كبيراً إلى الحد الذي يستدعي اتخاذ تدابير علاجية.

تعليقات

١- يمكن النظر إلى مقياس مسافة كوك D_i على أنه يعكس، بصورة إجمالية ولكل مشاهدة، الفروق بين القيمة التوفيقية عند استخدام المشاهدات n جميعها وبين القيمة التوفيقية عند إلغاء المشاهدات i ، إذ يمكن تبين أن العبارة التالية هي عبارة مكافئة من أجل D_i :

$$D_i = \frac{(\hat{Y} - \hat{Y}_{(i)})'(\hat{Y} - \hat{Y}_{(i)})}{pMSE} \quad (11.30)$$

وكالمعتاد \hat{Y} هنا هو متجه القيم التوفيقية عندما تُستخدم المشاهدات الـ n جميعاً و $\hat{Y}_{(i)}$ هو متجه القيم التوفيقية عندما تُحذف المشاهدات i .

٢- تحليل المشاهدات القاصية والمؤثرة هو عنصر ضروري لتحليل الانحدار جيد، إلا أنه ليس عملاً آلياً، ولا عملاً مضموناً، بل يتطلب اجتهداً ناجحاً من المحلل. وفي الغالب تعمل الطرق التي وصفناها بشكل طيب إلا أنها ستكون في أحيان أخرى غير فعالة. وعلى سبيل المثال، إذا كانت مشاهدتان قاصيتان مؤثرتان متطابقتين تقريباً، كما هي الحال في المشاهدتين 3 و 4 المرسومتين في الشكل (٤-١١)، فإن تحليلاً يحذف إحدهما في كل مرة ويقدر التغير في التوفيق سيحدد في النتيجة أن لا تغير لكل من

هاتين الملاحظتين القاصيتين. وسبب ذلك هو أن الملاحظة القاصية التي احتفظ به ستحجب تأثير الملاحظة القاصية المحذوفة.

التأثير على الاستقرارات

واستكمالا لتحديد الملاحظات المؤثرة نقول إنها فكرة جيدة في العادة أن نقو بطريقة مباشرة بفحص الاستقرارات من نموذج الانحدار التوفيقي التي يمكن استنباطها مع وبدون الملاحظة (أو الملاحظات) المعنية. وإذا لم تتغير الاستقرارات تغيرا جوهريا فهناك القليل من الحاجة للتفكير في تدابير علاجية تتعلق بالملاحظات التي شُخصت بأنها مؤثرة. وعلى الوجه الآخر، فإن ترافق إلغاء الملاحظة بتغيرات جديدة في الاستقرارات المستنبطة من النموذج التوفيقي ستستدعي التفكير في تدابير علاجية وسناقش في الفقرة القادمة بعض التدابير العلاجية الممكنة.

مثال. في مثال شحوم الجسم، بتغيرتين مستقلتين، حددنا الملاحظتين 3 و 5 كملاحظتين قاصيتين في قيم X والملاحظتين 8 و 13 كملاحظتين قاصيتين في قيم Y وجميع مقاييس التأثير الثلاثة ($DFBETAS$ ، $DFFITs$)، ومسافة كوك) حددت الملاحظة الثالثة فقط كملاحظة مؤثرة، واقترحت، في الحقيقة، أن أهمية تأثيرها قد تكون هامشية بحيث لا تستدعي تدابير علاجية.

ولكن المحلل في مثال شحوم الجسم كان يهتم في المقام الأول بتوفيق نموذج الانحدار، لأن الغرض من النموذج كان استخدامه للقيام بتنبؤات ضمن مدى الملاحظات على المتغيرات المستقلة في مجموعة البيانات، وبالتالي فقد اعتبر المحلل دالتي الانحدار التوفيقيتين مع الملاحظة 3 وبدونها:

$$\hat{Y} = -19.174 + .2224X_1 + .6594X_2 \quad \text{مع الملاحظة 3}$$

$$\hat{Y} = -12.428 + .5641X_1 + .3635X_2 \quad \text{بدون الملاحظة 3}$$

وبسبب الخطية المتعددة المرتفعة بين X_1 و X_2 لم يُفاجأ المحلل بالتغيرات في مقداري b_1 و b_2 عندما أُلغيت الملاحظة. فلنتذكر أن الانحرافين المعياريين المقدَّرين للمعاملين، وهما معطيان في الجدول (٢-٨) ج، كبيران جدا، وأن مشاهدة واحدة يمكن أن تغيّر المعاملين المقدَّرين تغييرا كبيرا جدا عندما يكون المتغيران مرتبطين ارتباطا عاليا.

ولفحص تأثير الملاحظة الثالثة على استقرارات سيقوم بها المحلل بطريقة مباشرة في مدى المشاهدات X مستخدماً دالة الانحدار التوفيقية، فقد قام بحساب الفرق بين القيمة التوفيقية \hat{Y}_i المستندة إلى المشاهدات العشرين جميعها والقيمة التوفيقية $\hat{Y}_{i(3)}$ الناتجة عند الغاء الملاحظة الثالثة، وذلك من أجل كل من المشاهدات العشرين. والمقياس المعني كان متوسط مطلق الفروق النسبية المثوية:

$$\frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{Y}_{i(3)} - \hat{Y}_i}{\hat{Y}_i} \right|}{n} 100$$

ومتوسط مطلق الفروق هذا كان 3.1 بالمائة، وفضلاً عن ذلك فإن 17 من الفروق العشرين كانت أقل من 5 بالمائة (الحسابات غير مبينة). وعلى أساس هذه البيئة المباشرة حول تأثير الملاحظة على الاستقرارات التي ستتخذ، اقتنع المحلل بأن الملاحظة الثالثة لتمرار نفوذاً مفرطاً مما لا يستدعي القيام بمعالجة هذه الحالة.

(١١-٥) تدابير علاجية لمشاهدات مؤثرة

بعد استخدام مقاييس مصفوفة القبة، ورواسب الحذف المعيرة تقديراً، $DFFITs$ ، و $DFBETAS$ ، ومسافة كوك، لتحديد المشاهدات القاصية المؤثرة التي يكون لها أثر كبير على انحدار المربعات الدنيا التوفيقية، يجب تقرير ما يمكن عمله بالنسبة لمشاهدات كهذه. ومن الواضح أنه لا ينبغي نبذ مشاهدة قاصية مؤثرة بصورة آلية، ذلك لأنها يمكن أن تكون صحيحة تماماً وتمثل ببساطة حادثة غير محتملة. وقد يؤدي نبذ مشاهدة قاصية إلى نتيجة غير مرغوبة هي زيادة تباينات بعض معاملات الانحدار المقدرة. وعلى الوجه الآخر، إذا كانت الظروف المحيطة بالبيانات تقدم تفسيراً للمشاهدة غير العادية يشير إلى حالة استثنائية لا يهدف النموذج إلى تغطيتها فقد يكون من المناسب نبذ الملاحظة.

وعندما تكون الملاحظة القاصية المؤثرة دقيقة فقد لا تمثل حادثة غير محتملة بل تمثل فشلاً للنموذج. وقد يكون الفشل في إلغاء متغير مستقل مهم، أو اختيار شكل دالي غير صحيح مثل إلغاء تأثير منحني لمتغير مستقل شمله النموذج، أو إلغاء حد تفاعل

مهم. وفي الغالب، يقود تحديد المشاهدات القاصية المؤثرة إلى بصيرة نافذة لها آثارها القيمة في مجال تقوية النموذج.

وعندما تكون مشاهدة قاصية مؤثرة دقيقة ولكن لا يمكن إيجاد تفسير لها فإن البديل الأقل قسوة من نبذها هو لتلطيف آثارها. وإحدى الوسائل الممكنة لتلطيف الآثار هو استخدام تحويل. وعلى سبيل المثال، إذا كانت مشاهدة قاصية في أحد المتغيرات X فقد يجلب تحويل مثل التحويل اللوغاريتمي أو تحويل الجذر التربيعي المشاهدة القاصية لتصبح أقرب إلى بقية المشاهدات وبذلك تخف آثارها. وبالطبع، يحتاج المرء إلى التحقق من استمرار صلاحية النموذج مع وجود المتغير الجديد بعد التحويل وذلك للتأكد من أن التحويل لم يخلق بدوره مشاكل جديدة. والوسائل الممكنة الأخرى لتلطيف الأثر هو استخدام طريقة تقدير مختلفة. وسنناقش الآن واحدة من طرق التقدير البديلة هذه.

طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا

هذه الطريقة هي واحدة من طرق منيعة متنوعة تمتلك خاصية أنها غير حساسة لكل من قيم قاصية في البيان الإحصائي أو لعيوب في صلاحية النموذج المستخدم. وتقدر طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا معاملات الانحدار بجعل مجموع القيم المطلقة لانحرافات المشاهدات عن متوسطاتها أصغر ما يمكن. والمعيار الذي نريد جعله أصغر ما يمكن هو:

$$\sum_{i=1}^n |y_i - (\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1})| \quad (11.31)$$

وبما أن القاعدة هنا تنطوي على الانحرافات المطلقة بدلا من مربعاتها، فإن طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا تضع من التأكيد على المشاهدات القاصية أقل مما تضعه طريقة المربعات الدنيا.

ويمكن الحصول على معاملات الانحدار المقدَّره وفقا لطريقة الانحرافات المطلقة الدنيا باستخدام تقانات البرمجة الخطية. ويمكن العثور على تفاصيل تتعلق بالنواحي الحاسوبية في كتب مدرسية مختصة، مثل المرجع [11.3].

مثال. في مثال شحوم الجسم، بمتغيرين مستقلين، وُسمت الملاحظة الثالثة بأنها ذات تأثير كبير على دالة الانحدار التوفيقية ورأينا أن دالتي الانحدار التوفيقيتين مع الملاحظة الثالثة وبدونها كانتا:

$$\hat{Y} = -19.174 + 2224X_1 + 6594X_2 \quad \text{مع الملاحظة 3}$$

$$\hat{Y} = -12.428 + 5641X_1 + 3635X_2 \quad \text{بدون الملاحظة 3}$$

ومع استخدام طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا، نجد دالة الانحدار التوفيقية:

$$\hat{Y} = -17.027 + 4173X_1 + 5203X_2$$

وهكذا نرى أن طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا تؤدي إلى تغيرات أكثر تواضعاً مما يؤدي إليه إسقاط الملاحظة 3 بالكامل. ويبين تحليل الرواسب أن طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا تنتج تخفيضات في تلك الرواسب التي كانت مع طريقة المربعات الدنيا أكبر في قيمتها المطلقة.

تعليقات

١- سوف لا تجمع الرواسب لطريقة الانحرافات المطلقة الدنيا، في العادة إلى الصفر.

٢- قد لا يكون الحل لمعاملات الانحدار المقدرة فريداً في طريقة الانحرافات الدنيا المطلقة.

٣- تدعى طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا أيضاً الانحرافات المطلقة الصغرى، والمجموع الأصغري للانحرافات المطلقة، والعمودي L_1 الأصغري.

٤- اقترح العديد من الطرق المنيعة الأخرى إلى جانب طريقة الانحرافات المطلقة الدنيا، ويناقش المرجع [11.4] عدداً من هذه الطرق.

(١١-٦) تشخيصات الخطية المتعددة - عامل تضخم التباين

عندما ناقشنا الخطية المتعددة في الفصل الثامن، ذكرنا بعض المشاكل الرئيسة التي تبرز بصورة تقليدية عندما تكون المتغيرات المستقلة المعتبرة في نموذج الانحدار مرتبطة فيما بينها ارتباطاً عالياً:

- ١- إضافة أو حذف متغير مستقل يغير معاملات الانحدار.
- ٢- يتغير مجموع المربعات الإضافي المترافق مع متغير مستقل، معتمداً على أي المتغيرات المستقلة الأخرى مشمول في النموذج.
- ٣- تصبح الانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار كبيرة عندما تكون المتغيرات المستقلة في نموذج الانحدار مرتبطة فيما بينها ارتباطاً عالياً.
- ٤- قد لا تكون معاملات الانحدار المقدرة كل بمفردها مهمة إحصائياً مع أن هناك بصورة حاسمة علاقة إحصائية بين المتغير التابع والمتغيرات المستقلة.
- ويمكن أن تنشأ هذه المشاكل أيضاً دون وجود درجة عالية من الخطية المتعددة، ولكن فقط تحت ظروف غير عادية وغير محتملة في التطبيق العملي.
- وستعرض الآن بعض التشخيصات غير الرسمية للخطية المتعددة بالإضافة إلى تشخيص رسمي مفيد للغاية هو عامل تضخم التباين.

تشخيصات غير رسمية

- تقدم التشخيصات غير الرسمية التالية مؤشرات لوجود خطية متعددة جدية:
- ١- تغيرات كبيرة في معاملات الانحدار المقدرة عند إضافة أو حذف متغير، أو عند تعديل أو حذف مشاهدة.
 - ٢- نتائج غير معنوية في اختبارات فردية حول معاملات الانحدار الخاصة بمتغيرات مستقلة مهمة.
 - ٣- معاملات انحدار مقدرة، إشارتها الجبرية معاكسة تماماً لما نتوقعه الاعتبارات النظرية، أو الخيرة السابقة.
 - ٤- معاملات كبيرة للارتباط البسيط بين أزواج من المتغيرات المستقلة في مصفوفة الارتباط r_{xx} .

٥- فترات ثقة عريضة لمعاملات الانحدار تمثل متغيرات مستقلة مهمة.

مثال. نعتبر من جديد مثال شحوم الجسم في الفصل الثامن، وهذه المرة بالمتغيرات المستقلة الثلاثة جميعها - سماكة جلد العضلة ثلاثية الرؤوس X_1 ، محيط الفخذ X_2 ،

ومحيط منتصف الذراع X_3 . وقد أعطي البيان الإحصائي في الجدول (٨-١) وذكرنا هناك أن المتغيرين المستقلين: سماكة جلد العضلة ثلاثية الرؤوس ومحيط الفخذ مرتبطان ارتباطا عاليا. ولاحظنا أيضا في الفصل الثامن تغيرات في معاملات الانحدار المقدرة وفي أخطائها المعيارية المقدرة عند إضافة متغير، ونتائج غير معنوية في اختبارات بمفردها حول متغيرات يُنتظر أن تكون متغيرات مهمة، ومعامل مقدّر سالب حيث يُتوقع أن يكون موجبا. وهذه جميعها مؤشرات غير رسمية تقترح وجود خطية متعددة جدية بين المتغيرات المستقلة.

ملاحظة

للطرق غير الرسمية التي وصفناها لتوّا آفاق محدودة، فهي لا تقدّم مقاييس كمية لزخم الخطية المتعددة، ولا يمكن لها أن تحدد طبيعتها. وعلى سبيل المثال، إذا كان الارتباط بين أزواج المتغيرات X_1, X_2 و X_3 منخفضا فإن فحص معاملات الارتباط البسيطة سوف لا يفصح بالضرورة عن وجود علاقات بين مجموعات من المتغيرات المستقلة. والمحدودية الأخرى لطرق التشخيص غير الرسمية هي إمكانية وقوع المسلك الملحوظ أحيانا دون وجود خطية متعددة.

عامل تضخم التباين

إحدى الطرق الرسمية المستخدمة على نطاق واسع للكشف عن وجود خطية متعددة هي استخدام عوامل تضخم التباين، وتقيس هذه العوامل مدى تضخم تباينات معاملات الانحدار المقدرة بالمقارنة مع حالة عدم وجود صلة خطية بين المتغيرات المستقلة. ولفهم أهمية عوامل تضخم التباين، نبدأ بدقة معاملات الانحدار المقدرة بطريقة المربعات الدنيا، وهذه الدقة تقاس بالتباينات. ونعلم من (7.41) أن مصفوفة التباين – التغاير لمعاملات الانحدار المقدرة هي:

$$\sigma^2(b) = \sigma^2(X'X)^{-1} \quad (11.32)$$

ولتخفيف أخطاء التدوير في حسابات $(X'X)^{-1}$ ، ذكرنا في الفصل الثامن أنه من المستحسن البدء بتحويل المتغيرات باستخدام تحويل الارتباط (8.41). وعند توفير

النموذج بعد التحويل (8.42) فإن معاملات الانحدار المقدرة b_k هي معاملات معبرة ترتبط بمعاملات الانحدار المقدرة للمتغيرات الأصلية قبل التحويل وفقا للعلاقة (8.50) ومن (11.32) يمكن الحصول على مصفوفة التباين - التغاير لمعاملات الانحدار المعيارية المقدرة، بعد استخدام النتيجة في (8.47) التي تقول إن المصفوفة $X'X$ للمتغيرات بعد التحويل هي r_{xx} .

$$\sigma^2 \{b\} = (\sigma')^2 r_{xx}^{-1} \quad (11.33)$$

حيث r_{xx} مصفوفة معاملات الارتباط البسيط بين أزواج المتغيرات X ، كما عرفناها في (8.44)، و $(\sigma')^2$ هو تباين حد الخطأ في النموذج بعد التحويل.

ونلاحظ من (11.33) أن تباين b_k ($k = 1, \dots, p-1$) يساوي جداء تباين حد الخطأ $(\sigma')^2$ بالعنصر القطري الـ k من المصفوفة r_{xx}^{-1} . ويدعى هذا العامل الثاني عامل تضخم التباين (VIF)، ويمكن تبين أن عامل تضخم التباين لـ b_k ، ونرمز له بـ $(VIF)_k$ هو:

$$(VIF)_k = (1 - R_k^2)^{-1} \quad k = 1, 2, \dots, p-1 \quad (11.34)$$

حيث R_k^2 معامل التحديد المتعدد عند انحدار X_k على الـ $p-2$ من المتغيرات X الأخرى في النموذج. وبالتالي لدينا:

$$\sigma^2 \{b'_k\} = (\sigma')^2 (VIF)_k = \frac{(\sigma')^2}{1 - R_k^2} \quad (11.35)$$

وقد قدمنا في (8.62) النتائج الخاصة بـ $\sigma^2 \{b'_k\}$ عندما يكون $p-1 = 2$ ، وفي هذه

الحالة يكون R_k^2 مساويا لـ R_{12}^2 معامل التحديد البسيط بين X_1 و X_2 .

وعامل تضخم التباين $(VIF)_k$ يساوي الواحد عندما $R_k^2 = 0$ ، أي عندما لا يكون X_k على صلة خطية بالمتغيرات المستقلة الأخرى. وإذا كان $R_k^2 \neq 0$ فإن $(VIF)_k$ عندئذ أكبر من الواحد مشيرا إلى تضخم في تباين b'_k . وهذا واضح من (11.35) إذ يصبح المقام أصغر كلما أصبحت R_k^2 أكبر، مما يؤدي إلى تباين أكبر وعندما تكون X_k على علاقة خطية تامة بالمتغيرات المستقلة الأخرى في النموذج مما يجعل $R_k^2 = 1$ فعندئذ يكون $(VIF)_k$ و $\sigma^2 \{b'_k\}$ غير محدودين.

استخدامات تشخيصية. غالباً ما تستخدم أكبر قيمة VIF من بين المتغيرات X جميعها كمؤشر لمدى خطورة الخطية المتعددة وفي الغالب تتخذ قيمة عظمى لـ VIF تتجاوز العشرة كمؤشر إلى إمكانية تأثير غير مقبول للخطية المتعددة على تقديرات المربعات الدنيا.

ويقدم متوسط القيم VIF معلومات عن خطورة الخطية المتعددة بدلالة المسافة بين معاملات الانحدار المعيارية المقدرة b'_k وبين القيم الحقيقية β'_k . ويمكن تبين أن القيمة المتوقعة لمجموع مربعات الخطأ هذه $(b'_k - \beta'_k)^2$ معطاة بالعلاقة:

$$E\left\{\sum_{k=1}^{p-1}(b'_k - \beta'_k)^2\right\} = (\sigma')^2 \sum_{k=1}^{p-1} (VIF)_k \quad (11.36)$$

وهكذا فإن قيمة كبيرة لـ VIF تنتج، في المتوسط، فروقا أكبر بين معاملات الانحدار المعيارية المقدرة ومعاملات الانحدار المعيارية الحقيقية.

وعندما لا توجد صلة خطية لأي متغير X بالمتغيرات المستقلة الأخرى في نموذج

الانحدار، أي $R_k^2 = 0$ فعندئذ، $(VIF)_k \equiv 1$ و:

$$E\left\{\sum_{k=1}^{p-1}(b'_k - \beta'_k)^2\right\} = (\sigma')^2 (p-1), (VIF)_k \equiv 1 \quad (11.36a)$$

وتقدم نسبة التباين في (11.36) و (11.36a) معلومات مفيدة عن تأثير الخطية

المتعددة على مجموع مربعات الخطأ:

$$\frac{(\sigma')^2 \sum (VIF)_k}{(\sigma')^2 (p-1)} = \frac{\sum (VIF)_k}{p-1}$$

ونلاحظ أن هذه النسبة هي ببساطة، متوسط قيم الـ VIF وسنرمز لها بـ (\overline{VIF}) :

$$\frac{\sum_{k=1}^{p-1} (VIF)_k}{p-1} \quad (11.37)$$

ومتوسط قيم VIF أكبر بكثير من الواحد هو مؤشر لمشاكل جدية للخطية المتعددة.

مثال. يتضمن الجدول (١١-٤) معاملات الانحدار المعيارية المقدرة وقيم VIF لمشال شحوم الجسم بثلاث متغيرات مستقلة (الحسابات غير مبينة). وقيمة VIF العظمى هي 708.84 و $(\overline{VIF}) = 459.26$. وهكذا فإن مجموع مربعات الخطأ المتوقع في معاملات انحدار المربعات الدنيا المعيارية أكبر بما يقرب من 460 مرة لو كانت المتغيرات X

غير مرتبطة. وبالإضافة إلى ذلك، فإن جميع قيم VIF الثلاث تتجاوز العشرة بكثير، مما يشير إلى وجود مشاكل جدية للخطية المتعددة.

ومن المفيد ملاحظة أن $(VIF)_3 = 105$ بالرغم من حقيقة أن كلا من r_{23}^2 و r_{13}^2 (انظر الجدول (٨-١)ب) غير كبيرين. وهما مثال يكون فيه X_3 على صلة قوية بـ X_1 و X_2 معا ($R_3^2 = 0.990$) مع أن معاملات التحديد البسيط مثنى مثنى ليست كبيرة. وفحص الارتباطات الثنائية لا يكشف عن هذه الخطية المتعددة.

الجدول (٨-١) عوامل تضخم التباين لمثال شحوم الجسم بثلاثة متغيرات مستقلة		
متغير	b'_k	$(VIF)_k$
X_1	4.2637	708.84
X_2	-2.9287	564.34
X_3	-1.5614	104.61
$(VIF)_k = 708.84$		$(VIF) = 459.26$

تعليقات

١- يستخدم عدد من برامج الانحدار الحاسوبية مقلوب عامل تضخم التباين لكشف حالات ينبغي ألا نسمح فيها لمتغير X بالدخول إلى نموذج الانحدار توفقيي بسبب فرط ارتفاع تبعية ضمنية لهذا المتغير بالمتغيرات X الأخرى في النموذج. وحدود التساهل لـ $R_k^2 - 1/(VIF)_k$ المستخدمة بكثرة هي 0.01 و 0.001 أو 0.0001 فدون هذه الحدود لا يدخل المتغير إلى النموذج.

٢- محدودية عوامل تضخم التباين في كشف الخطيات المتعددة هي أنها لا تستطيع التمييز بين عدة خطيات متعددة متوافقة في آن واحد.

٣- اقترح عدد من الطرق الرسمية الأخرى للكشف عن خطية متعددة. وهي أكثر تعقيدا من عوامل تضخم التباين، وقد نوقشت في كتب مدرسية متخصصة مثل المرجع [11.5].

(٧-١١) تدابير علاجية للخطية المتعددة - الحدار الحافة

نعتبر الآن بعض التدابير العلاجية لخطية متعددة خطيرة، وهي تدابير يمكن استخدامها مع طريقة المربعات الدنيا المعتادة، ومن ثم نبدأ بمناقشة انحدار الحافة، وهي طريقة في التغلب على مشاكل خطية متعددة خطيرة تلجأ إلى تعديل طريقة المربعات الدنيا.

تدابير علاجية تُستخدم مع طريقة المربعات الدنيا

١- وكما رأينا في الفصل الثامن، ففي الغالب لا يؤثر وجود خطية متعددة خطرة في فائدة النموذج التوفيقي في القيام باستقرارات حول متوسط الاستجابة أو القيام بتنبؤات، شريطة أن تتبع قيم المتغيرات المستقلة التي سنتناولها الاستقرارات نمط الخطية المتعددة نفسه الذي تتبعه البيانات التي بُني عليها نموذج الانحدار. وبالتالي يكون أحد التدابير العلاجية هو أن يقتصر استخدام نموذج الانحدار التوفيقي على استقرارات حول قيم للمتغيرات المستقلة تتبع نمط الخطية المتعددة نفسه.

٢- وكما لاحظنا في نماذج انحدار كثيرات الحدود، في الفصل التاسع، فإن التعبير عن المتغير، أو المتغيرات المستقلة، في صيغة انحرافات عن المتوسط يخدم في تخفيض الخطية المتعددة بين حدود من المرتبة الأولى والمرتبة الثانية والمرتبة الأعلى، لأي متغير مستقل، تخفيضاً كبيراً.

٣- يمكن إسقاط متغير واحد، من بين عدة متغيرات مستقلة، للتقليل من الخطية المتعددة، وبالتالي تخفيض الأخطاء المعيارية لمعاملات الانحدار المقدرة للمتغيرات المستقلة التي بقيت في النموذج. ولهذا التدبير العلاجي محدوديتان مهمتان. فأولاً، لا نحصل على أية معلومات مباشرة عن المتغيرات المستقلة التي أسقطناها. وثانياً، تتأثر مقادير معاملات الانحدار للمتغيرات المستقلة الباقية في النموذج بالمتغيرات المستقلة المرتبطة معها والتي لم يشملها النموذج.

٤- يمكن أحياناً إضافة بعض المشاهدات التي تكسر نمط الخطية المتعددة، إلا أن هذا الاختيار لا يتوافر، في الغالب. ففي التجارة والاقتصاد، مثلاً، هناك العديد من المتغيرات المستقلة التي لا يمكن التحكم فيها، وبالتالي ستميل المشاهدات الجديدة إلى إظهار أنماط الخطية المتعددة نفسها التي أظهرتها المشاهدات السابقة.

٥- في بعض الدراسات الاقتصادية، يمكن تقدير معاملات الانحدار، لمتغيرات مستقلة مختلفة، من مجموعات بيانات مختلفة. وذلك لتجنب مشاكل الخطية المتعددة. وهذه الغاية، يمكن أن تستخدم دراسات الطلب، مثلاً، بيانات متقاطعة عرضياً أو

بيانات سلسلة زمنية. فلنفرض أن المتغيرات المستقلة في دراسة طلب هي السعر والدخل، والعلاقة المراد تقديرها هي:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \varepsilon_i \quad (11.38)$$

حيث Y الطلب، X_1 الدخل و X_2 السعر. عندئذ يمكن تقدير معامل الدخل β_1 من بيانات متقاطعة عَرَضِيًّا. وبالتالي نعدّل متغير الطلب Y :

$$Y'_i = Y_i - b_1 X_{i1} \quad (11.39)$$

وأعبراً نقدر معامل السعر β_2 من انحدار متغير الطلب المعدّل Y' على X_2 .

انحدار الخافطة

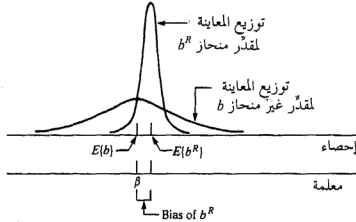
التقدير المنحاز. انحدار الخافطة هو واحد من عدة طرق اقترحت لعلاج مشاكل الخطية المتعددة وذلك بتعديل طريقة المربعات الدنيا بحيث تسمح بمقدّرات منحازة للمعاملات الانحدار. وعندما ينحاز مقدّر بمقدار بسيط فقط ويكون أكثر دقة بكثير من مقدّر غير منحاز فقد يكون المقدّر المفضل، لأن احتمال قربه من القيمة الحقيقية للمعلمة سيكون، عندئذ، احتمالاً أكبر. ويوضح الشكل (٧-١١) هذه الحالة. فالمقدّر b غير منحاز ولكنه غير دقيق، بينما المقدّر b^R أكثر دقة بكثير ولكنه منحاز انحيازاً بسيطاً. واحتمال وقوع b^R قرب القيمة الحقيقية β أكبر بكثير مما هو في حالة المقدّر غير المنحاز b .

والقيمة المتوقعة لمربع انحراف المقدّر المنحاز b^R عن المعلمة الحقيقية β هي قياس للتأثير المركب للانحياز وتغيّر المعاينة. ويدعى هذا القياس متوسط مربعات الخطأ، ويمكن تبين أنه يساوي:

$$E\{b^R - \beta\}^2 = \sigma^2\{b^R\} + \{E\{b^R\} - \beta\}^2 \quad (11.40)$$

وهكذا يكون متوسط مربعات الخطأ مساوياً لتباين المقدّر مضافاً إليه مربع الانحياز. ونلاحظ تطابق متوسط مربعات الخطأ وتباين المقدّر إذا كان المقدّر غير منحاز.

شكل (٧-١١) قد يكون مقدر منحاز مع تباين صغير مفضلا على مقدر غير منحاز مع تباين كبير



مقدرات الخافضة. تعطى المعادلات الناعمية للمربعات الدنيا المعتادة بالعلاقة

$$(X'X)b = X'Y \quad (11.41)$$

وعند تحويل المتغيرات جميعها وفقا لتحويل الارتباط (8.41) يُعطى نموذج الانحدار بعد التحويل بالعلاقة (8.42):

$$Y'_i = \beta'_1 X'_{i1} + \beta'_2 X'_{i2} + \dots + \beta'_{p-1} X'_{i,p-1} + \epsilon'_i \quad (11.42)$$

وتعطى المعادلات الناعمية للمربعات الدنيا بالعلاقة (8.49a):

$$r_{XX}b = r_{YX} \quad (11.43)$$

حيث r_{XX} مصفوفة ارتباط المتغيرات X المعرفة (8.44) و r_{XX} هو متجه معاملات الارتباط البسيط بين Y وكل متغير من المتغيرات X ، وهذا المتجه معرف في (8.45).

ونحصل على مقدرات انحدار الخافضة المعبر بإدخال ثابت انحياز غير سالب $c \geq 0$

إلى المعادلات الناعمية للمربعات الدنيا (11.43)، وذلك بالصيغة التالية:

$$(r_{XX} + cI)b^R = r_{YX} \quad (11.44)$$

حيث b^R متجه معاملات انحدار الخافضة المعياري b_k^R :

$$b^R_{(p-1) \times 1} = \begin{bmatrix} b_1^R \\ b_2^R \\ \vdots \\ b_{p-1}^R \end{bmatrix} \quad (11.45)$$

و I هي $(p-1) \times (p-1)$ مصفوفة وحدة. ويُنتج حل المعادلات الناطمية (11.44) معادلات الانحدار الحافة المعياري:

$$b^R = (r_{XX} + cI)^{-1} r_{YX} \quad (11.46)$$

وبعكس الثابت c مقدار الانحياز في المقدرات. وعندما يكون $c = 0$ تُحتزل (11.46) إلى معاملات انحدار المربعات الدنيا المعتادة في صيغة معيارية، كما رأيناها في (8.49b)، وعندما يكون $c > 0$ فإن معاملات انحدار الحافة تكون منحازة ولكنها تميل إلى أن تكون أكثر استقرارا (أي أقل تغيرا) من مقدرات المربعات الدنيا المعتادة.

اختيار ثابت الانحياز c . يمكن تبين أن مركبة الانحياز لمتوسط مربعات الخطأ الاجمالي لمقدّر انحدار الحافة b^R تزداد بازدياد c (مع انتهاء جميع المقدرات b_k^R في اتجاه الصفر)، بينما يصبح تباين المركبة، في الوقت نفسه، أصغر. وفضلا عن ذلك، يمكن تبين أنه توجد دائما قيمة ما c يكون لمقدّرات انحدار الحافة b^R من أجلها، متوسط مربعات خطأ إجمالي أصغر مما هو لمقدّرات المربعات الدنيا المعتادة b . وتكمن الصعوبة في أن القيمة المثلى لـ c تتغير من تطبيق إلى آخر، وهي غير معروفة.

وتستند طريقة شائعة للاستخدام لتحديد ثابت الانحياز c إلى ما يُسمى بأثر الحافة وإلى عوامل تضخم التباين VIF_k المعطاة في (11.34) وأثر الحافة هو رسم متزامن لقيم المعاملات المقدّرة لانحدار الحافة المعياري، وعددها $p-1$ ، وذلك من أجل قيم مختلفة لـ c تقع عادة بين الصفر والواحد. وتشير الخيرة الواسعة إلى إمكانية تذبذب معامل الانحدار المقدّر b_k^R تذبذبا واسعا عندما تنزاح c ، قليلا عن القيمة صفر، لا بل يمكن أن تغير إشارتها. إلا أن هذه التذبذبات الواسعة تتوقف، تدريجيا، ويميل مقدار معامل الانحدار إلى التغير تغيرا بطيئا فقط عندما يزداد c شيئا فشيئا. وفي الوقت نفسه تميل قيمة الـ VIF_k إلى الهبوط بسرعة عندما تنزاح c قليلا عن الصفر، وتميل قيمة الـ VIF_k بصورة تدريجية أيضا، إلى مجرد التغير باعتدال عند زيادة c شيئا فشيئا. ولذلك يقوم المحلل بفحص أثر الحافة وقيم الـ VIF ، ويختار أصغر قيمة لـ c تبدو معها معاملات الانحدار وكأنها بدأت تستقر وللمرة الأولى في أثر الحافة، وتصبح معها قيم الـ VIF صغيرة صغرا كافيا. وهكذا فإن الاختيار هو مسألة اجتهاد.

مثال. لاحظنا سابقا عدة مؤشرات غير رسمية لخطية متعددة شديدة في بيانات مثال شحوم الجسم بثلاثة متغيرات مستقلة. وفي الحقيقة، فإن معامل الانحدار المقدر b_2 سالب في النموذج التوفيقي بثلاثة متغيرات مستقلة (جدول (٨-٢) د) مع أنه من المتوقع أن يرتبط مقدار شحوم الجسم إيجابا مع محيط الفخذ. وقد أجريت حسابات انحدار الحافة لبيانات مثال شحوم الجسم في الجدول (٨-١) (الحسابات غير معطاة هنا). ومعاملات انحدار الحافة المعياري مقدمة في الجدول (٨-١) من أجل قيم مختارة لـ c ، وعوامل تضخم التباين معطاة في الجدول (٨-١)، الذي يتضمن أيضا معاملات التحديد المتعدد R^2 ويقدم الشكل (٨-١) أثر الحافة لمعاملات الانحدار المعياري المقترنة. وتسهيلا للتحليل. فإن السلم الأفقي لـ c في الشكل (٨-١) هو سلم لوغاريتمي.

لاحظ عدم الاستقرار في الشكل (٨-١) لمعاملات الانحدار من أجل قيم جد صغيرة لـ c ، إذ يغير معامل الانحدار المقدر b_2^c ، في الحقيقة، إشارته. ولاحظ أيضا سرعة التناقص السريع في قيم VIF في الجدول (٨-١). وقد تقرر استخدام $c = 0.02$ هنا، لأن لمعاملات انحدار الحافة قيما VIF قريبة من الواحد، من أجل هذه القيمة لثابت الانحياز، وتبدو معاملات الانحدار المقترنة وقد أصبحت مستقرة بصورة معقولة. والنموذج التوفيقي الناتج من أجل $c = 0.02$ هو:

$$\hat{Y}' = 0.5463X_1' + 0.3774X_2' - 0.1369X_3'$$

وبالعودة إلى المتغيرات الأصلية وفقا لـ (8.50) نجد:

$$\hat{Y} = -7.3978 + 0.5553X_1 + 0.3681X_2 - 0.1917X_3$$

حيث:

$$\bar{X}_3 = 27.620, \bar{X}_2 = 51.170, \bar{X}_1 = 25.305, \bar{Y} = 20.195$$

$$s_3 = 3.647, s_2 = 5.235, s_1 = 5.023, s_Y = 5.106$$

وقد ألفت الآن الإشارة غير المناسبة لتقدير β_2 ، وتتسق معاملات الانحدار المقترنة اتساقا أفضل مع التوقعات المسبقة. وقد ازداد مجموع مربعات الرواسب للمتغيرات بعد التحويل، وهو يزداد مع c ، من 0.1986 عند $c = 0$ إلى 0.2182 عند $c = 0.02$ ، بينما تناقص R^2 من 0.8014 إلى 0.7818. وهذه التغيرات متواضعة نسبيا. والمتوسط المقدر لشحوم الجسم عندما يكون $X_{k1} = 25.0$ ، $X_{k2} = 50.0$ و $X_{k3} = 29.0$

هو 19.33 وذلك في انحدار الحافة عند $c = 0.02$ مقارنة مع 19.19 عند استخدام حلول المربعات الدنيا المعتادة. وهكذا يبدو حل الحافة عند $c = 0.02$ مرضيا تماما هنا، ويشكل بديلا لحل المربعات الدنيا المعتادة.

جدول (٥-١١) المعاملات المقترنة لانحدار الحافة المعساري من أجل ثوابت التحيز مختلفة مثال شحوم الجسم بثلاثة متغيرات مستقلة.

b_1^R	b_2^R	b_3^R	c
4.264	-2.929	-1.561	0.00
2.035	-.9408	-.7087	.001
1.441	-.4113	-.4813	.002
1.165	-.1661	-.3758	.003
1.006	-.0248	-.3149	.004
.9028	.0670	-.2751	.005
.8300	.1314	-.2472	.006
.7760	.1791	-.2264	.007
.7343	.2158	-.2103	.008
.7012	.2448	-.1975	.009
.6742	.2684	-.1870	.010
.5463	.3774	-.1369	.020
.5004	.4134	-.1181	.030
.4760	.4302	-.1076	.040
.4605	.4392	-.1005	.050
.4494	.4443	-.0952	.060
.4409	.4472	-.0909	.070
.4341	.4486	-.0873	.080
.4283	.4491	-.0841	.090
.4234	.4490	-.0812	.100
.3914	.4347	-.0613	.200
.3703	.4154	-.0479	.300
.3529	.3966	-.0376	.400
.3377	.3791	-.0295	.500
.3240	.3629	-.0229	.600
.3116	.3481	-.0174	.700
.3002	.3344	-.0129	.800
.2896	.3218	-.0091	.900
.2798	.3101	-.0059	1.000

جدول (١١-٦) قيم VIF لمعاملات الانحدار وقيم R^2 من أجل ثوابت النماذج المختلفة c . مثال شعور الجسم بثلاثة متغيرات مستقلة.

R^2	$(VIF)_3$	$(VIF)_2$	$(VIF)_1$	c
.8014	104.61	564.34	708.84	0.00
.7943	19.28	100.27	125.73	.001
.7901	8.28	40.45	50.56	.002
.7878	4.86	21.84	27.18	.003
.7864	3.36	13.73	16.98	.004
.7854	2.58	9.48	11.64	.005
.7847	2.19	6.98	8.50	.006
.7842	1.82	5.38	6.50	.007
.7838	1.62	4.30	5.15	.008
.7834	1.48	3.54	4.19	.009
.7832	1.38	2.98	3.49	.010
.7818	1.01	1.08	1.10	.020
.7812	.92	.70	.63	.030
.7808	.88	.56	.45	.040
.7804	.85	.49	.37	.050
.7801	.83	.45	.32	.060
.7797	.81	.42	.30	.070
.7793	.79	.40	.28	.080
.7789	.78	.39	.26	.090
.7784	.76	.37	.25	.100
.7723	.63	.31	.21	.200
.7638	.54	.27	.18	.300
.7538	.46	.24	.17	.400
.7427	.40	.21	.15	.500
.7310	.35	.19	.14	.600
.7189	.31	.18	.13	.700
.7065	.28	.16	.12	.800
.6941	.25	.15	.11	.900
.6818	.23	.14	.11	1.000

تعليقات

١- المعادلات الناعمية (11.44) لمقدرات الخافه هي كما يلي:

$$\begin{aligned}
 (1+c)b_1^R + r_{12}b_2^R + \dots + r_{1,p-1}b_{p-1}^R &= r_{y1} \\
 r_{21}b_1^R + (1+c)b_2^R + \dots + r_{2,p-1}b_{p-1}^R &= r_{y2} \\
 &\vdots \\
 r_{p-1,1}b_1^R + r_{p-1,2}b_2^R + \dots + (1+c)b_{p-1}^R &= r_{yp-1}
 \end{aligned}
 \tag{11.47}$$

حيث r_{ij} معامل الارتباط البسيط بين المتغير i والمتغير j من المتغيرات X ، وهو r_{ij} معامل الارتباط البسيط بين المتغير التابع Y والمتغير i من المتغيرات X .

٣- تُعرف قيم الـ VIF لمعاملات انحدار الحافة b_k^R بصورة مشابهة لتلك الخاصة بمعاملات انحدار المربعات الدنيا المعتادة. أي أن قيم الـ VIF لـ b_k^R تقيس مدى كبر تباين b_k^R نسبة إلى ما كان سيكون عليه التباين لو أن المتغيرات المستقلة كانت غير مرتبطة. ويمكن تبيان أن قيم الـ VIF لمعاملات انحدار الحافة b_k^R هي العناصر القطرية للمصفوفة $(p-1) \times (p-1)$ التالية:

$$(r_{xx} + cI)^{-1} r_{xx} (r_{xx} + cI)^{-1} \quad (11.48)$$

٣- معامل التحديد المتعدد R^2 ، المعطى في (7.35) في حال المربعات الدنيا المعتادة على الشكل:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SSTO} \quad (11.49)$$

يمكن تعريفه بصورة مشابهة في حال انحدار الحافة. وعلى أي حال، فهناك تبسيط حاصل بسبب أن مجموع المربعات الكلية للمتغير التابع Y' الناتج عن تحويل الارتباط والمعطى في (8.41) هو:

$$SSTO_R = \sum (Y'_i - \bar{Y}')^2 = 1 \quad (11.50)$$

والقيم التوفيقية في حالة انحدار الحافة هي:

$$\hat{Y}'_i = b_1^R X'_{i1} + \dots + b_{p-1}^R X'_{i,p-1} \quad (11.51)$$

حيث الـ X'_{ik} هي المتغيرات X بعد تحويلها وفقاً لتحويل الارتباط (8.41b)، ومجموع مربعات الخطأ هو كالمعتاد:

$$SSE_R = \sum (Y'_i - \hat{Y}'_i)^2 \quad (11.52)$$

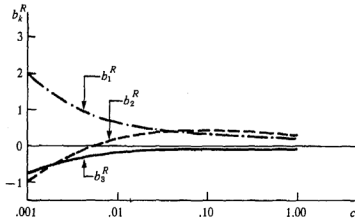
حيث \hat{Y}'_i معطى في (11.51) وعندئذ يصبح R^2 لانحدار الحافة:

$$R_R^2 = 1 - SSE_R \quad (11.53)$$

٤- تميل تقديرات انحدار الحافة إلى أن تكون مستقرة، بمعنى أنها تتأثر في العادة، تأثيراً بسيطاً عند حصول تغيرات صغيرة في البيانات التي قام عليها الانحدار التوفيقى. وعلى العكس من ذلك، يمكن أن تكون تقديرات المربعات الدنيا المعتادة، تحت هذه الشروط، على درجة

عالية من عدم الاستقرار، وذلك عندما تكون المتغيرات المستقلة على درجة عالية من الخطية المتعددة. وأحيانا ستقدم دالة الانحدار الحافة المقدرة أيضا تقديرات جيدة لمتوسط استجابات مشاهدات جديدة أو تنبؤاتها وذلك من أجل مستويات للمتغيرات المستقلة خارج منطقة المشاهدات التي بُنيت عليها دالة الانحدار.

شكل (٨-١٩) أثر الحافة لمعاملات الانحدار معيارية متعددة - مثال شحوم الجسم بثلاثة متغيرات مستقلة.



وعلى العكس من ذلك، يمكن أن يكون أداء دالة الانحدار المقدرة، القائمة على المربعات الدنيا المعتادة، أداء فقيرا تماما في ظروف كهذه. وبالطبع ينبغي دائما أن يتم أي تقدير أو تنبؤ يخرج بعيدا عن منطقة المشاهدات بحذر شديد.

٥- المحدودية الرئيسة لانحدار الحافة هو عدم إمكانية تطبيق طرق الاستقراء المعتادة، والخواص التوزيعية المضبوطة غير معروفة. والمحدودية الأخرى هي أن اختيار ثابت الانحياز c مسألة اجتهداد. وفي الوقت الذي طُوِّرت فيه طرق رسمية للقيام بهذا الاختيار إلا أن هذه الطرق بدورها محدودياتها.

٦- عُمِّمت طرق الانحدار الحافة بحيث تسمح بفوايت انحياز مختلفة لمعاملات انحدار مقدرة مختلفة.

تدابير علاجية أخرى

وهناك أساليب طُورت أيضا لعلاج مشاكل الخطية المتعددة، وتتضمن فيما تتضمن انحدار المركبات الرئيسة. حيث تكون المتغيرات المستقلة مركبات خطية في المتغيرات المستقلة الأصلية، وانحدار بايز حيث تُستوعب معلومات سابقة عن معاملات الانحدار في طريقة التقدير. ويمكن الحصول على مزيد من المعلومات عن هذه الأساليب وعن انحدار الحافة وانحدار الحافة المعمم أيضا من كتب متخصصة مثل المرجع [11.5].

(٨-١) تدابير علاجية لتباينات خطأ غير متساوية - المربعات الدنيا المرجحة

شرحنا في الفصلين الرابع والسابع كيف يمكن لتحويلات المتغير التابع Y أن تكون مفيدة في تخفيض أو إلغاء عدم التساوي بين تباينات حدود الخطأ. والصعوبة في تحويلات Y أنها يمكن أن تبدع علاقات انحدار غير مناسبة. وعند العثور على علاقة انحدار مناسبة، إلا أن تباينات حدود الخطأ غير متساوية، فإحدى البدائل هو المربعات الدنيا المرجحة.

المربعات الدنيا المرجحة

نبدأ شرحنا للمربعات الدنيا المرجحة بانحدار خطي بسيط. ومعيار المربعات الدنيا للانحدار الخطي البسيط، كما ورد في (2.8):

$$Q = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2$$

يعطي لكل مشاهدة Y الوزن نفسه. ومعيار المربعات الدنيا المرجحة لانحدار خطي بسيط يقدم أوزانا مختلفة:

$$Q_w = \sum_{i=1}^n w_i (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 \quad (11.54)$$

حيث w_i وزن المشاهدة Y ويجعل Q_w أصغر ما يمكن بالنسبة لـ β_0 و β_1 نصل إلى المعادلات الناعمة:

$$\begin{aligned} \sum w_i Y_i &= b_0 \sum w_i + b_1 \sum w_i X_i \\ \sum w_i X_i Y_i &= b_0 \sum w_i X_i + b_1 \sum w_i X_i^2 \end{aligned} \quad (11.55)$$

ويمكن حل هذه المعادلات بدورها للوصول إلى مقدرات المربعات الدنيا المرجحة b_1 و b_0 :

$$b_1 = \frac{\sum w_i X_i Y_i - \frac{\sum w_i X_i \sum w_i Y_i}{\sum w_i}}{\sum w_i X_i^2 - \frac{(\sum w_i X_i)^2}{\sum w_i}} \quad (11.56a)$$

$$b_0 = \frac{\sum w_i Y_i - b_1 \sum w_i X_i}{\sum w_i} \quad (11.56b)$$

لاحظ أنه إذا كانت جميع الأوزان متساوية بحيث تكون جميعها متطابقة وتساوي كمية ثابتة، فتُختزل المعادلات الناعظمية (11.55) للمربعات الدنيا المرجحة إلى المعادلات في (2.9) الخاصة بالمربعات الدنيا غير المرجحة، وتُختزل مقدرات المربعات الدنيا المرجحة في (11.56) إلى مقدرات المربعات الدنيا غير المرجحة في (2.10). ونعمم الآن المربعات الدنيا المرجحة إلى انحدار متعدد ونقدمه بصورة أكثر رسمية. وسنرمز بـ σ_i^2 لتباين حد الخطأ ε_i ، ونعتبره مؤلفاً من ثابت تناسب، نرمز له بـ σ^2 ، ومركبة w_i تختلف باختلاف حد الخطأ كما يلي:

$$\sigma_i^2 = \sigma^2 \{ \varepsilon_i \} = \sigma^2 \{ Y_i \} = \frac{\sigma^2}{w_i} \quad (11.57)$$

ويمكن لثابت التناسب أن يكون أي عدد موجب.

ومعيار المربعات الدنيا المرجحة لانحدار متعدد هو:

$$Q_w = \sum_{i=1}^n w_i (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_{i1} - \dots - \beta_{p-1} X_{i,p-1})^2 \quad (11.58)$$

ونلاحظ من (11.57) أن الأوزان w_i متناسبة عكسياً مع التباينات σ_i^2 . وهكذا تتلقى مشاهدة Y_i تباينها كبير وزناً أقل من مشاهدة تباينها أصغر. وكلما كانت أكثر دقة (أي كلما كان σ_i^2 أصغر) كلما كانت المعلومات التي تقدمها Y_i عن $E\{Y_i\}$ أكثر، وكلما استحققت وزناً أكبر عند توفيق دالة الانحدار.

لتكن المصفوفة W مصفوفة قطرية تتضمن الأوزان w_i :

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & & & 0 \\ & w_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & w_n \end{bmatrix} \quad (11.59)$$

فيمكن عندئذ التعبير عن المعادلات الناطمية للمربعات الدنيا المرجحة كما يلي:

$$(X'WX) = X'WY \quad (11.60)$$

ومقدرات المربعات الدنيا المرجحة لمعاملات الانحدار هي:

$$b = (X'WX)^{-1} X'WY \quad (11.61)$$

ومصفوفة التباين - التغاير للمعاملات المقدرة لانحدار المربعات الدنيا المرجحة هي:

$$\sigma^2\{b\} = \sigma^2 (X'WX)^{-1} \quad (11.62)$$

حيث σ^2 ثابت التناسب في (11.57). ومصفوفة التباين - التغاير المقدرة لمعاملات الانحدار هي:

$$s^2\{b\} = MSE_w (X'WX)^{-1} \quad (11.63)$$

حيث يستند MSE_w إلى المربعات المرجحة للانحرافات:

$$MSE_w = \frac{\sum w_i (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n - p} \quad (11.63a)$$

وهكذا يكون MSE_w هنا مقدراً لثابت التناسب σ^2 .

الأوزان عندما تكون σ_i^2 مجهولة

إذا كانت التباينات σ_i^2 معروفة تماماً أو مقربة إلى ثابت تناسب، فسيكون استخدام المربعات الدنيا المرجحة بأوزان w_i أمراً سهلاً. ومن سوء الحظ فمن النادر معرفة التباينات σ_i^2 مما يضطرنا إلى استخدام تقديرات للتباينات. ويمكن الحصول على هذه التباينات المقدرة بطرق متنوعة. ونناقش هنا طريقتين للحصول على تقديرات التباينات σ_i^2 .

١- تتغير تباينات حد الخطأ أحيانا مع تغير المستوى لمتغير مستقل في نموذج الانحدار، وذلك بطريقة منظمة. وعلى سبيل المثال، يمكن أن تكون العلاقة، في حالة المحدار خطي بسيط إحدى العلاقات التالية:

$$\sigma_i^2 = \sigma^2 X_i \quad (11.64a)$$

$$\sigma_i^2 = \sigma^2 X_i^2 \quad (11.64b)$$

$$\sigma_i^2 = \sigma^2 \sqrt{X_i} \quad (11.64c)$$

وهنا نجد σ^2 من جديد كثابت تناسب.

وإذا كان تحليل الرواسب يقترح، مثلاً، نزوع σ_i^2 إلى التغير مباشرة مع X_i ، فعندئذ يمكن استخدام الأوزان:

$$w_i = \frac{1}{X_i}$$

وبصورة مماثلة يمكن أن تكون أوزان الحالتين (11.64b) و (11.64c)، $w_i = 1/X_i^2$ ، و $w_i = 1/\sqrt{X_i}$ على الترتيب.

٢- وعندما تتغير تباينات حد الخطأ مع تغير المستوى لمتغير مستقل، ولكن بصورة غير منتظمة، يمكن تجميع المشاهدات في عدد صغير من المجموعات وفقاً لمستوى المتغير المستقل، وتُحسب تباينات الرواسب لكل مجموعة. وعندئذ تتلقى كل مشاهدة Y من مجموعة وزناً هو مقلوب التباين المقدّر لتلك المجموعة. ويمكن استخدام هذا الإجراء نفسه عندما يتغير تباين حد الخطأ في المحدار متعدد مع مستوى القيمة الترفيقية T . وهنا تُجمع المشاهدات وفقاً لقيمها الترفيقية.

ويمكن أن تكون هذه الطرق التقريبية للترجيح مفيدة جداً عندما يشير تحليل الرواسب إلى فروق مهمة في تباينات حدود الخطأ. وعندما تكون الفروق صغيرة أو متواضعة فسوف لا تكون المربعات الدنيا المرجحة مفيدة، على وجه الخصوص، مع مثل هذه الطرق التقريبية.

جدول (٧-١١) بيانات ضغط الدم الانبساطي					
الشخص	العمر	ضغط الدم	الشخص	العمر	ضغط الدم
i	X_i	الانبساطي Y_i	i	X_i	الانبساطي Y_i
1	27	73	28	49	101
2	21	66	29	40	70
3	22	63	30	42	72
4	26	79	31	43	80
5	25	68	32	46	83
6	28	67	33	43	75
7	24	75	34	49	80
8	25	71	35	40	90
9	23	70	36	48	70
10	20	65	37	42	85
11	29	79	38	44	71
12	24	72	39	46	80
13	20	70	40	47	96
14	38	91	41	45	92
15	32	76	42	55	76
16	33	69	43	54	71
17	31	66	44	57	99
18	34	73	45	52	86
19	37	78	46	53	79
20	38	87	47	56	92
21	33	76	48	52	85
22	35	79	49	57	109
23	30	73	50	50	71
24	37	68	51	59	90
25	31	80	52	50	91
26	39	75	53	52	100
27	46	89	54	58	80

مثال.

تهتم باحثة صحية بدراسة العلاقة بين ضغط الدم الانبساطي والعمر عند النساء البالغات اللواتي يتمتعن بصحة جيدة وتتراوح أعمارهن بين 20 و 60 عاماً، وقد جمعت بيانات إحصائية عن 54 امرأة. والبيانات مقدمة في الجدول (٧-١١). ويقترح

مخطط الانتشار في الشكل (٩-١١)أ، بقوة علاقة خطية بين ضغط الدم الانبساطي والعمر ولكنه يشير إلى زيادة تباين حد الخطأ مع العمر. وقامت الباحثة بتفريق دالة انحدار خطية مستخدمة المربعات الدنيا غير المرجحة وذلك للقيام ببعض التحليلات الأولية للرواسب، ورسم الرواسب في مقابل X ، المقدم في الشكل (٩-١١)ب، يؤكد عدم ثبات تباين الخطأ.

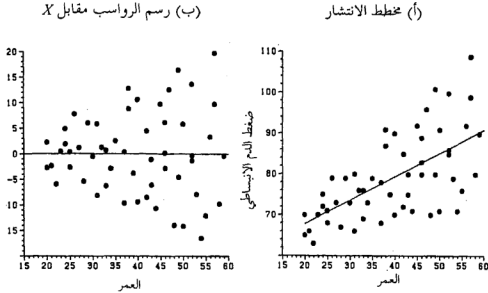
ولاستكشاف ما إذا كان لتباين حد الخطأ علاقة بسيطة بالعمر، قسّمت الباحثة المشاهدات إلى أربع مجموعات عمرية لها تقريبا الحجم نفسه. وعندئذ تمّ، من أجل كل مجموعة، حساب تباين العينة للرواسب الناتجة عن انحدار مربعات دنيا غير مرجحة. والمجموعات العمرية الأربع وعدد المشاهدات في كل منها مقدمة في العمودين الأول والثاني من الجدول (٨-١١)، وفي العمود الثالث قُدّمت التباينات المقدّرة للخطأ. وقد اعتبرت الباحثة الفروق في التباينات كبيرة، مما يدعو إلى استخدام المربعات الدنيا المرجحة، وقد تفحصت التباينات لرؤية ما إذا كانت تتبع أيا من القواعد المذكورة في (11.64) مستخدمة النقطة المتوسطة من مدى الأعمار لكل مجموعة كقيمة لـ X وقد حصلت على النتائج التالية:

الزمرة r	X_r	s_r^2 / X_r	s_r^2 / X_r^2	$s_r^2 / \sqrt{X_r}$
1	25	.71	.028	3.5
2	35	1.20	.034	7.1
3	45	1.95	.043	13.1
4	55	2.26	.041	16.7

جدول (٨-١١) تباينات الخطأ المقدّرة والأوزان للمجموعات العمرية - مثال ضغط الدم.

الزمرة r	العمر X_r	حجم العينة	تباين الخطأ المقدّر s_r^2	الوزن المقدّر $w_r = 1/s_r^2$
1	20 - under 30	13	17.74260	.0563615
2	30 - under 40	13	42.13678	.0237322
3	40 - under 50	15	87.93657	.0113718
4	50 - under 60	13	124.14565	.0080551

شكل (٩-١١) رسوم رواسب وانتشار لمثال ضغط الدم



ولم تعتبر أيًا من هذه العلاقات مستقرة بصورة كافية، وقررت بالتالي استخدام مقلوب التباينات كأوزان لكل مشاهدة في المجموعة. وهذه الأوزان مبينة في العمود الرابع من الجدول (٩-١١).

وقد أنتج برنامج حاسب لتحليل انحدار مرجّح خط الانحدار التوفيقي التالي:

$$\hat{Y} = 56.15693 + 0.580031X \quad (11.65)$$

وخط الانحدار التوفيقي مبين في الشكل (٩-١١) ويبدو أنه توفيق جيد إلى حد ما للبيانات.

وخط الانحدار التوفيقي المقدّر للبيانات نفسها مستخدمين المربعات الدنيا غير المرجّحة هو:

$$\hat{Y} = 56.08962 + 0.589583X \quad (11.66)$$

وهو يختلف إلى حد ما عن خط المربعات الدنيا المرجّحة في (11.65)، كما سيكوا عليه الحال بصورة عامة، ولكن الفروق هنا ليست كبيرة.

وبينما تكون التقديرات، التي نحصل عليها بطريقة المربعات الدنيا غير المرجحة، تقديرات غير منحازة، حتى عندما تكون تباينات الخطأ غير متساوية، شأنها في ذلك شأن التقديرات الناتجة عن المربعات الدنيا المرجحة، فإن تقديرات المربعات الدنيا غير المرجحة تخضع لتغير معانية أكبر. وفي مثالنا، نجد الانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار في الطريقتين كما يلي:

مربعات دنيا غير مرجحة	مربعات دنيا مرجحة
$s\{b_0\} = 3.9937$	$s\{b_0\} = 2.7908$
$s\{b_1\} = 0.09695$	$s\{b_1\} = 0.08401$

تعليقات

١- يدعى شرط عدم ثبات تباين الخطأ فوق جميع المشاهدات "عدم تجانس" خلافا لشرط تساوي تباينات الخطأ الذي يدعى "تجانس".

٢- عندما يسود عدم التجانس مع تحقق الشروط الأخرى لنموذج الانحدار (7.18)، تبقى معاملات الانحدار المقدرة التي نحصل عليها بطرق المربعات الدنيا العادية غير منحازة ومتسقة، إلا أنها لا تعود مقدرات غير منحازة ذات تباين أصغري، كما هو موضح في المثال السابق.

٣- خاصية عدم التجانس هي خاصية متأصلة عندما تتبع الاستجابة في تحليل الانحدار توزيعا يكون التباين فيه على صلة دالّة بالتوسط. (وفي معظم هذه الحالات نواجه حينئذ مهمما Y عن الناطمية) لنعبر، في هذا السياق لتحليل انحدار حيث X سرعة آلة تضع غلafa بلاستيكية لكُتْل Y عدد العيوب في التغليف لكل ألف قدم من الكبل إذا كانت Y تتوزع وفق بواسون بمتوسط يزداد بازدياد X ، فلا يمكن أن يكون لتوزيعات Y تباين ثابت عند مستويات X نظرا لأن تباين متغير بواسون يساوي متوسطه، والمتوسط يزداد مع X .

٤- للملاحظات المكررة فائدة حمة في الحصول على معلومات حول أية تغطية في تباينات الخطأ. إلا أن المشاهدات المكررة لاتتوافر، في الغالب، وتبرز الحاجة عندئذ إلى

استخدام تجميعات لملاحظات متساوية الحجم تقريبا، كما في مثال ضغط الدم، وذلك للحصول على معلومات عن تباينات الخطأ.

٥- يمكن استخدام طريقة المربعات الدنيا المرجحة المكررة لتحسين تقديرات المربعات الدنيا المرجحة. وتنطوي هذه الطريقة على تقدير مبدئي للأوزان من البيانات، ثم الحصول على دالة الانحدار التوفيقية والرواسب بطريقة المربعات الدنيا المرجحة. وباستخدام الرواسب من هذه المرحلة الأولى، نعيد تقدير الأوزان w_i لنحصل على توفيق مربعات دنيا مرجحة جديد. وتستمر العملية حتى تصبح التغيرات الحاصلة في دالة الانحدار التوفيقية غير ذات جدوى. وفي الغالب، يكون تكرار واحد أو تكراران كافياً.

٦- يمكن الحصول على تقديرات مربعات دنيا مرجحة باستخدام مربعات دنيا غير مرجحة على متغيرات حولناها بصورة مناسبة. وعلى سبيل المثال، لنعتبر انحدارا خطيا بسيطا تكون σ_i^2 فيه متناسبة مع X_i^2 ، بحيث تكون الأوزان $w_i = 1/X_i^2$ ويكون معيار المربعات الدنيا المرجحة (11.54) عندئذ كما يلي:

$$Q_w = \sum \frac{1}{X_i^2} (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i)^2 = \sum \left(\frac{Y_i}{X_i} - \frac{\beta_0}{X_i} - \beta_1 \right)^2 \quad (11.67)$$

ويمكن التعبير عن هذا المعيار على الشكل:

$$Q_w = \sum (Y'_i - \beta'_0 - \beta'_1 X'_i)^2 \quad (11.67a)$$

حيث:

$$Y'_i = \frac{Y_i}{X_i} \quad \beta'_0 = \beta_1 \quad X'_i = \frac{1}{X_i} \quad \beta'_1 = \beta_0$$

ونلاحظ أن (11.67a) تتخذ شكل معيار المربعات الدنيا غير المرجحة (2.8). وبالتالي يمكن تطبيق المربعات الدنيا العادية على المشاهدات المحولة Y'_i و X'_i لنتنتج التقديرات نفسها، التي تنتجها المربعات الدنيا المرجحة، مطبقة على المشاهدات الأصلية. ويمكن تبين أن تباين الخطأ للمتغير المحول Y' ثابت.

٧- المربعات الدنيا المرجحة هي حالة خاصة من مربعات دنيا معمة حيث يمكن لحدود الخطأ، لا أن يكون لها تباينات مختلفة فحسب، ولكن يمكن لأزواج من حدود الخطأ أن تكون مرتبطة أيضا.

مراجع ورد ذكرها

- [11.1] Atkinson, A. C. *Plots, Transformations, and Regression*. Oxford : Clarendon Press, 1985.
- [11.2] Mansfield, E. R., and conerly, M. D. "Diagnostic Value of Residual and Partial Residual Plots." *The American Statistician* 41 (1987), 107 - 16.
- [11.3] Kennedy, W. J., Jr., and Gentle, J. E. *Statistical Computing*. New York : Marcel Dekker, 1980.
- [11.4] Hogg, R. V. "Statistical Robustness: One View of its Use in Applications Today." *The American Statistician* 33 (1979), 108-15.
- [11.5] Belsley, D. A; Kuh, E. and Welsch, R. E. *Regression Diagnostics : Identifying Influential Data and Sources of Collinearity*. New York : John Wiley & Sons, 1980.

مسائل

- (١-١١) سأل طالب: "لماذا يكون القيام بتحريات تشخيصية لعملية توفيق ضروريا عندما يكون R^2 كبيرا؟" علق.
- (٢-١١) صرح باحث: "أحد الميزات الطيبة لرسمات انحدار جزئي هي أنها مفيدة للغاية في التحقق من صلاحية نموذج حتى عندما تكون المتغيرات المستقلة مرتبطة ارتباطا عاليا". علق.
- (٣-١١) اقترح طالب: "إذا أكتشفت وجود مشاهدات قاصية واسعة النفوذ في مجموعة بيانات، فاحذف هذه المشاهدات ببساطة من مجموعة البيانات". علق.
- (٤-١١) صف عدة طرق غير رسمية مما يمكن أن يكون مفيدا في التحقق من وجود خطية متعددة بين المتغيرات المستقلة في نموذج انحدار متعدد.
- (٥-١١) بالإشارة إلى مسألة تفضيل صنف (٧-٨)أ.
- أ - قم بإعداد رسم انحدار جزئي لكل من المتغيرات المستقلة.

ب - هل تقترح رسوماتك في الجزء (أ) أن علاقات الانحدار في دالة الانحدار التوفيقية في المسألة (٨-٧) غير مناسبة لأي من المتغيرات المستقلة؟ اشرح.
ج - أوجد دالة الانحدار التوفيقية في المسألة (٨-٧) أ بأن تحدر أولاً كلا من Y و X_2 على X_1 ، ثم احدر الرواسب بطريقة مناسبة.

(٦-١١) بالإشارة إلى شحنة الكيماويات في المسألة (١٢-٧) ج.

أ - قم بإعداد رسم انحدار جزئي لكل من المتغيرات المستقلة.
ب - هل تقترح رسوماتك في الجزء (أ) أن علاقات الانحدار في دالة الانحدار التوفيقية في المسألة (١٢-٧) ج غير مناسبة لأي من المتغيرات المستقلة؟ اشرح.

ج - أوجد دالة الانحدار التوفيقية في المسألة (١٢-٧) ج بأن تحدر أولاً كلا من Y و X_2 على X_1 ثم احدر الرواسب بطريقة مناسبة.

(٧-١١) بالإشارة إلى ارتباط مريض مسألة (١٧-٧) ب.

أ - قم بإعداد رسم انحدار جزئي لكل من المتغيرات المستقلة.
ب - هل تقترح رسوماتك في الجزء (أ) أن علاقات الانحدار في دالة الانحدار التوفيقية في المسألة (١٧-٧) ب غير مناسبة لأي من المتغيرات المستقلة؟ اشرح.

(٨-١١) بالإشارة إلى رواتب المختصين في الرياضيات مسألة (٢٠-٧) ب.

أ - قم بإعداد رسم انحدار جزئي لكل من المتغيرات المستقلة.
ب - هل تقترح رسوماتك في الجزء (أ) أن علاقات الانحدار في دالة الانحدار التوفيقية في المسألة (٢٠-٧) ب غير مناسبة لأي من المتغيرات المستقلة؟ اشرح.

(٩-١١) بالإشارة إلى تفضيل صنف مسألة (٨-٧)، العناصر القطرية لمصفوفة القبة هي:

$$h_{55} = h_{66} = h_{77} = h_{88} = h_{99} = h_{10,10} = h_{11,11} = h_{12,12} = 0.137$$

$$h_{11} = h_{22} = h_{33} = h_{44} = h_{13,13} = h_{14,14} = h_{15,15} = h_{16,16} = 0.237$$

أ - اشرح سبب النمطية في العناصر القطرية لمصفوفة القبة.

ب - وفقا لقاعدة إصبع الإبهام المعروضة في هذا الفصل، هل أي من المشاهدات قاصية بالنسبة لقيمها وفقا لـ X ؟

ج - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديرا وحدد أية مشاهدات قاصية بالنسبة لـ Y .

د - تبدو المشاهدة 14 مشاهدة قاصية بالنسبة لـ Y . أوجد قيم $DFBETAS$ و $DFFITs$

هـ - احسب للقيم التوفيقية متوسط مطلق الفروق النسبية المتوية مع المشاهدة 14 وبدونها. إلام يشير هذا المقياس بالنسبة لنفوذ المشاهدة 14؟

و - احسب مسافة كوك D_i لكل مشاهدة. هل هناك أية مشاهدات ذات نفوذ وفقا لهذا المقياس؟

(١٠-١١) بالإشارة إلى شحنة الكيمائيات مسألة (٧-١٢)، كانت العناصر القطرية لمصفوفة القبة كما يلي:

t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
h_{ii}	.091	.194	.131	.268	.149	.141	.429	.067	.135	.165
t	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
h_{ii}	.179	.051	.110	.156	.095	.128	.097	.230	.112	.073

أ - حدد أية مشاهدات قاصية في X مستخدما قاعدة إصبع الإبهام التي وردت في هذا الفصل.

ب - أوجد رواسب الحذف المعيرة وحدد أية مشاهدات قاصية في Y .

ج - يبدو أن المشاهدة 7 قاصية في X والمشاهدة 12 قاصية في Y . احسب قيم $DFBETAS$ و $DFFITs$ ومسافة كوك لكل من هاتين المشاهدين لتعيين تأثيرهما. ماذا تنتج؟

د - احسب متوسط مطلق الفرق النسبي المتوي للقيم التوفيقية مع المشاهدة 7 وبدونها، ومع المشاهدة 12 وبدونها. إلى ماذا يشير هذا المقياس فيما يتعلق بتأثير كل من المشاهدين؟

هـ - احسب مسافة كوك D_i لكل مشاهدة. هل هناك أية مشاهدات مؤثرة وفقاً لهذا المقياس؟.

(١١-١١) بالإشارة إلى ارتياح المريض مسألة (٧-١٧). كانت العناصر القطرية لمصفوفة القبة كما يلي:

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
h_{ii}	.134	.193	.070	.235	.204	.319	.060	.174	.339	.137

i	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
h_{ii}	.245	.057	.230	.072	.313	.104	.209	.143	.078	.231

i	21	22	23
h_{ii}	.158	.238	.059

أ - حدد أية مشاهدات قاصية في X .

ب - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديراً وحدّد أية مشاهدات قاصية في Y .

ج - تبدو المشاهدة 14 بأنها واقعة على حدود المشاهدات القاصية في Y . احسب قيم $DFBETAS$ ، $DFFITs$ ، ومسافة كوك لهذه المشاهدة وذلك لتقويم نفوذها. ماذا تستنتج؟.

د - احسب متوسط مطلق الفرق النسبي المثنوي للقيم التوفيقية مع المشاهدة 14 وبدونها لإام يشير هذا المقياس فيما يتعلق بنفوذ المشاهدة 14 ؟

هـ - احسب مسافة كوك لكل مشاهدة. هل هناك أية مشاهدات نافذة وفقاً لهذا المقياس؟.

(١٢-١١) بالعودة إلى رواتب المختصين في الرياضيات مسألة (٧-٢٠). فإن العناصر

القطرية لمصفوفة القبة هي كما يلي:

i	1	2	3	4	5	6	7	8
h_{ii}	.184	.059	.132	.071	.214	.146	.115	.179

i	9	10	11	12	13	14	15	16
h_{ii}	.241	.288	.083	.128	.320	.098	.186	.151

i	17	18	19	20	21	22	23	24
h_{ii}	.267	.146	.198	.206	.118	.136	.225	.110

أ - حدد أية مشاهدات قاصية في X .

ب - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديراً، وحدد أية مشاهدات قاصية في Y .

ج - تبلى المشاهدة 19 بأنها واقعة على حدود المشاهدات القاصية في Y .

احسب قيم $DFBETAS$ ، $DFFITS$ ، ومسافة كوك لهذه المشاهدة

وذلك لتقويم نفوذها. ماذا تستنتج؟

د - احسب متوسط مطلق الفرق النسبي المشوي للقيم التوفيقية مع

المشاهدة 19 وبدونها. إلام يشير هذا المقياس فيما يتعلق بنفوذ

المشاهدة 19؟

هـ - احسب D_i مسافة كوك لكل مشاهدة. هل هناك أية مشاهدات نافذة

وفقاً لهذا المقياس؟

(١١-١٣) مبيعات مواد التجميل. حصل مساعد في مكتب مبيعات منطقة لشركة

مواد تجميل وطنية على البيانات المعروضة أدناه، والمتعلقة بنفقات الدعاية

والمبيعات في العام الماضي في الدوائر الأربع عشرة في المنطقة. ويرمز X_1

لنفقات العرض في صالونات التجميل ومتاجر المتوعات (بآلاف الدولارات)

بينما تمثل X_2 و X_3 على الترتيب، النفقات المقابلة للدعاية في وسائل

الإعلام المحلية أو الحصة المخصصة من نفقات الدعاية في وسائل الإعلام

القومية. وترمز Y للمبيعات (بآلاف الحالات)، وقد طُلب من المساعد

تقدير الزيادة في المبيعات المتوقعة عندما يزيد X_1 ألف دولار مع بقاء X_2

و X_3 ثابتين، كما أعطى التوجيهات باستخدام نموذج الانحدار المتعدد

العادي بحدود خطية في المتغيرات المستقلة وحدود خطأ ناظرية مستقلة.

i	1	2	3	4	5	6	7
X_{1i}	4.2	6.5	3.0	2.1	2.9	7.2	4.8
X_{2i}	4.0	6.5	3.5	2.0	3.0	7.0	5.0
X_{3i}	3.0	5.0	4.0	3.0	4.0	3.0	4.5
Y_i	8.26	14.70	9.73	5.62	7.84	12.18	8.56

14	13	12	11	10	9	8	i
3.0	2.2	5.5	6.2	3.1	2.6	4.3	X_{i1}
2.8	2.0	5.5	6.0	3.0	2.5	4.0	X_{i2}
3.0	4.0	5.0	4.5	4.0	5.0	5.0	X_{i3}
6.74	7.15	10.46	12.51	8.90	7.56	10.77	Y_i

أ - اعرض نموذج الانحدار الذي سيستخدم في توفير البيانات.

ب - اختبر ما إذا كانت هناك علاقة انحدار بين المبيعات والمتغيرات المستقلة الثلاثة.

استخدم مستوى معنوية 0.05 اعرض البديلين وقاعدة القرار والنتيجة.

ج - اختبر لكل من معاملات الانحدار β_k ($k = 1, 2, 3$) على حدة ما إذا

كان $\beta_k = 0$. استخدم مستوى معنوية 0.05 في كل اختبار. هل

تتفق نتائج هذه الاختبارات مع نتيجة الاختبار في الجزء ب؟.

د - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X .

هـ - ماذا تقترح النتائج في ب، ج ود حول تلازم البيانات مع هدف البحث.

(١١-١٤) بالعودة إلى مبيعات مواد التجميل، المسألة (١١-١٣).

أ - تحقق من أن عامل تضخم التباين للمتغير X_1 هو $(VIF)_1 = 66.29$ وأن

عامل تضخم التباين الآخرين هما $(VIF)_2 = 66.99$ و $(VIF)_3 = 1.09$.

ماذا تقترح هذه القيم بالنسبة لتأثيرات الخطية المتعددة هنا؟

ب - قرر المساعد أخيراً شطب المتغيرين X_2 و X_3 من النموذج بغية "جلاء

الصورة". قم بتوفير النموذج المحسن للمساعد. هل المساعد الآن في

وضع أفضل لإنجاز هدف البحث؟

ج - لماذا لا تكون التجربة هنا أكثر فعالية في تقديم بيانات مناسبة لمواجهة

هدف البحث؟ كيف تصمم تجربة كهذه؟ ماهو نموذج الانحدار الذي

ستستخدمه؟.

(١١-١٥) بالعودة إلى ارتباط المريض مسألة (٧-١٧).

أ - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X . ماذا توضح هذه المصفوفة

حول الصلة الخطية بين أزواج المتغيرات المستقلة؟

ب - عوامل تضخم التباين هي $(VIF)_1 = 1.35$ ، $(VIF)_2 = 2.76$ و $(VIF)_3 = 2.87$

ماذا تقترح هذه النتائج حول الخطية المتعددة هنا؟ هل هذه النتائج

أنجح في الكشف عن الخطية المتعددة من النتائج في الجزء (أ)؟

(١٦-١١) بالعودة إلى تفضيل صنف مسألة (٨-٧).

أ - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X . ماذا تبين هذه المصفوفة حول

الصلة الخطية بين أزواج المتغيرات المستقلة؟

ب - أوجد عاملي تضخم التباين، لماذا تجد كلا منهما مساويا للواحد؟

(١٧-١١) بالعودة إلى رواتب المختصين في الرياضيات، مسألة (٢٠-٧).

أ - أوجد مصفوفة الارتباط بين المتغيرات X . ماذا تبين هذه المصفوفة

حول الصلة الخطية بين المتغيرات المستقلة؟

ب - أوجد عوامل تضخم التباين. هل تشير إلى وجود مشكلة خطية متعددة

خطرة هنا؟

(١٨-١١) بالعودة إلى مبيعات مواد التجميل، مسألة (١٣-١١). نعطي أدناه معاملات

انحدار الحافة المعيارية المقدرة، عوامل تضخم التباين، و R^2 من أجل مختارات

من قيم ثابت الانحياز.

c	.000	.005	.01	.02	.03	.04	.05	.06
b_1^R	.273	.327	.349	.368	.376	.380	.382	.383
b_2^R	.549	.494	.470	.447	.435	.427	.422	.417
b_3^R	.260	.260	.260	.259	.257	.256	.254	.253
$(VIF)_1$	66.29	24.11	12.45	5.20	2.92	1.91	1.38	1.07
$(VIF)_2$	66.99	24.36	12.57	5.25	2.94	1.92	1.39	.107
$(VIF)_3$	1.09	1.06	1.04	1.01	.99	.97	.95	.93
R^2	.8402	.8401	.8401	.8401	.8398	.8397	.8395	.8393

أ - ارسم أثر الحافة من أجل قيم المعطاة، هل تظهر معاملات انحدار

الحافة تغيرات مرموقة في جوار $c = 0$ ؟

ب - اقترح قيمة معقولة لثابت الانحياز c ، تستند إلى أثر الحافة، قيم الـ

VIF و R^2 .

جـ - حوّل معاملات الانحدار المعيارية المقدّرة التي اخترتها في الجزء (ب) عائداً إلى المتغيرات الأصلية، وأوجد القيم التوفيقية للملاحظات الأربع عشرة. ماهي درجة الشبه بين هذه القيم التوفيقية وتلك التي حصلت عليها عند توفيق المربعات الدنيا العادية في المسألة (١١-٣)؟

(١١-١٩) بالعودة إلى شحنة الكيماويات، المسألة (٧-١٢). نعطي أدناه معاملات انحدار الحافة المعيارية المقدّرة، وعوامل تضخم التباين، و R^2 لمختارات من ثوابت الانحياز c .

c	.000	.005	.01	.05	.07	.09	.10	.20
b_1^R	.451	.453	.455	.460	.460	.459	.458	.444
b_2^R	.561	.556	.552	.526	.517	.508	.504	.473
b_3^R	7.03	6.20	5.51	2.65	2.03	1.61	1.46	.71
$(VIF)_1 = (VIF)_2$.9869	.9869	.9869	.9862	.9856	.9852	.9844	.9780

أ - ارسم أثر الحافة للقيم المعطاة. هل تظهر معاملات انحدار الحافة تغيرات مرموقة في c في جوار $c = 0$ ؟

ب - لماذا يتساوى $(VIF)_1$ و $(VIF)_2$ هنا؟

جـ - اقترح قيمة معقولة لثابت الانحياز c مستندا إلى أثر الحافة في الجزء (أ)، قيم الـ VIF و R^2 .

د - حوّل معاملات الانحدار المعيارية المقدّرة التي اخترتها في الجزء (جـ) عائداً إلى المتغيرات الأصلية، وأوجد القيم التوفيقية للملاحظات العشرين. ماهي درجة الشبه بين هذه القيم التوفيقية وتلك التي حصلت عليها عند توفيق المربعات الدنيا العادية في المسألة (٧-١٢) جـ؟

(١١-٢٠) سرعة آلة. من المعروف أن عدد القطع المعيبة Y التي تنتجها آلة يرتبط خطياً بـ معيار السرعة X للآلة. وقد جُمعت البيانات أدناه من سجلات حديثة لضبط الجودة.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X_i	200	400	300	400	200	300	300	400	200	400	200	300
Y_i	28	75	37	53	22	58	40	96	46	52	30	69

أ - أوجد نموذج الانحدار التوفيقي (3.1) ودالة الانحدار المقترنة، وارسم الرواسب في مقابل X ، ماذا يبين رسم الرواسب؟.

ب - احسب تباين العينة s^2 للرواسب، وذلك من أجل كل من سرعات الآلة الثلاث: $X = 200, 300, 400$ ماذا تقترح تباينات العينة الثلاثة حول ما إذا كانت تباينات حد الخطأ عند المستويات الثلاثة لـ X متساوية أم لا؟.

ج - احسب s^2/X ، s^2/X^2 و s^2/\sqrt{X} لكل من السرعات الثلاث للآلة. هل تبدو أي من هذه العلاقات مستقرة؟.

د - مستخدماً الأوزان $w_i = 1/X_i^2$ أوجد تقديرات المربعات الدنيا المرجحة لـ β_0 و β_1 . هل هذه التقديرات مشابهة لتلك التي وجدناها باستخدام المربعات الدنيا العادية في الجزء (أ)؟.

هـ - قارن الانحرافات المعيارية المقترنة لتقديرات المربعات الدنيا المرجحة b_0 و b_1 في الجزء (د) بتلك الخاصة بتقديرات المربعات الدنيا العادية في الجزء (أ)، ماذا تجدد؟

(١١-٢١) التعلم بمساعدة الحاسب. فيما يلي بيانات من دراسة حول التعلم بمساعدة

الحاسب لـ 12 طالباً، وهي تبين عدد الاستجابات الكلي في إتمام درس X وكلفة زمن الحاسب (بالسنتات).

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X_i	16	14	22	10	14	17	10	13	19	12	18	11
Y_i	77	70	85	50	62	70	55	63	88	57	81	51

أ - قم بتوفيق دالة انحدار خطية مستخدماً المربعات الدنيا العادية، أوجد الرواسب، وارسم الرواسب في مقابل X . ماذا تقترح رسوم الراسب؟

ب - جُمع المشاهدات التي تتضمن $X = 10, 11, 12$ في مجموعة واحدة، تتضمن $X = 13, 14, 16$ في مجموعة أخرى، وتتضمن $X = 17, 18, 19, 22$ في مجموعة ثالثة. ولكل من هذه المجموعات احسب تباين العينة للرواسب. هل يبدو أن تباينات الخطأ متساوية؟.

جـ - لكل من المجموعات الثلاث احسب s^2 / X^2 ، s^2 / \sqrt{X} و s^2 / \sqrt{X} مستخدماً، كقيمة لـ X ، النقطة المتوسطة لقيم X في المجموعة. هل تبدو أي من هذه العلاقات مستقرة؟

د - مستخدماً الأوزان $w_i = 1/X_i^2$ أوجد تقديرات المربعات الدنيا المرجحة لـ β_0 و β_1 . هل هذه التقديرات مشابهة لتلك التي حصلت عليها في الجزء (أ) بطريقة المربعات الدنيا العادية؟

هـ - قارن الانحرافات المعيارية المقدرة لتقديرات المربعات الدنيا المرجحة b_0 و b_1 في الجزء (د) بتلك الخاصة بتقديرات المربعات الدنيا العادية في الجزء (أ). ماذا تجدد؟

(٢٢-١١) بالإشارة إلى مثال ضغط الدم في الجدول (٧-١١). استنتج محلل قام بمراجعة نتائج الباحث على الصفحة (٥٤٦) والمتعلقة بإمكانية وجود علاقة بسيطة بين تباينات الخطأ ومستوى X ، أن s^2 / X_i^2 مستقرة نسبياً، وأن الأوزان $w_i = 1/X_i^2$ تبدو مناسبة.

أ - مستخدماً الأوزان المقترحة، أوجد تقديرات المربعات الدنيا المرجحة لـ β_0 و β_1 وانحرافات المعيارية المقدرة.

ب - ماذا تقدم المقارنة بين نتائجك في الجزء (أ) وتلك التي حصل عليها الباحث؟ هل لاختيار الأوزان هنا تأثيرات مهمة؟ ناقش.

تمارين

(٢٣-١١) استنبط متوسط مربعات الخطأ في (11.40).

(٢٤-١١) بالإشارة إلى التقديرات بطريقة الانحرافات المطلقة الدنيا لمثال شحوم الجسم على الصفحة (٥٢٧) ونعني $b_0 = -7.027$ ، $b_1 = 0.4173$ و $b_2 = 0.5203$.
أ - أوجد مجموع الانحرافات المطلقة عن القيم التوفيقية المستندة إلى تقديرات الانحرافات المطلقة الدنيا.

ب - ومن أجل تقديرات المربعات الدنيا لمعاملات الانحدار $b_0 = -19.174$ ،

$b_1 = 0.2224$ و $b_2 = 0.6594$ ، أوجد مجموع الانحرافات المطلقة. هل

هذا المجموع أكبر من المجموع الذي نحصل عليه في الجزء (أ)؟

(٢٥-١١) (يحتاج إلى حساب التفاضل) استنبط المعادلات النظامية للمربعات الدنيا

المرجحة وذلك لتوفيق دالة الانحدار الخطية حيث $\sigma_i^2 = \sigma^2 X_i$ و σ^2 ثابت

تناسب.

(٢٦-١١) عبّر عن مقادرات المربعات الدنيا المرجحة b_1 في (11.56a) بدلالة

الانحرافات $Y_i - \bar{Y}_w$ و $X_i - \bar{X}_w$ ، حيث \bar{Y}_w و \bar{X}_w متوسطان

مرجحان.

(٢٧-١١) بالعودة إلى سرعة الآلة مسألة (٢٠-١١)، أثبت عددياً أن تقديرات

المربعات الدنيا المرجحة التي حصلت عليها في الجزء (د) مطابقة لتلك التي

تحصل عليها مستخدماً التحويل (11.67a) والمربعات الدنيا العادية.

(٢٨-١١) بالعودة إلى التعلم بمساعدة الحاسب مسألة (٢١-١١)، أثبت عددياً أن

تقديرات المربعات الدنيا المرجحة التي حصلت عليها في الجزء (د) مطابقة

لتلك التي تحصل عليها مستخدماً التحويل (11.67a) والمربعات الدنيا العادية.

(٢٩-١١) لنعتبر معيار المربعات الدنيا المرجحة (11.54) بالأوزان المعطاة في (11.64b)

اكتب مصفوفة التباين - التغاير لحدود الخطأ عندما يكون $i = 1, \dots, 4$

افترض $\sigma\{e_i, e_j\} = 0$ من أجل $i \neq j$.

(٣٠-١١) استنبط مصفوفة التباين - التغاير $\{b\}$ في (11.62) الخاصة بمقدرات

المربعات الدنيا المرجحة عندما تكون مصفوفة التباين - التغاير للمشاهدات

Y_i هي $W^{-1}W^T$ حيث W معطاة في (11.59).

مشاريع

(٣١-١١) بالعودة إلى ارتياح المريض مسألة (١٧-٧).

أ - أوجد معاملات الخطأ المعيارية المقدرة، وعوامل تضخم

التباين، و R^2 عندما يأخذ ثابت الانحياز c القيم التالية:

0.000، 0.005، 0.01، 0.02، 0.03، 0.04، و0.05.

ب - ارسم أثر الحافة من أجل قيم c المعطاة. هل تظهر معاملات الانحدار الحافة تغيرات مرموقة في جوار $c = 0$.

ج - اقترح قيمة معقولة لثابت الانحياز c مبنية على أثر الحافة، وقسم الـ VIF و R^2 .

د - حوّل معاملات الانحدار المعيارية المقدّرة التي اخترتها في الجزء (ج) عائداً إلى المتغيرات الأصلية واحسب القيم التوفيقية للملاحظات الـ 23، إلى أي حد تتشابه هذه القيم التوفيقية مع تلك التي حصلت عليها بطريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (٧-١٧) ب؟

(١١-٣٢) بالعودة إلى رواتب المختصين في الرياضيات مسألة (٧-٢٠).

أ - أوجد معاملات انحدار الحافة المعيارية المقدّرة، وعوامل تضخم التباين، و R^2 من أجل القيم التالية لثابت الانحياز:

$c = 0.000, 0.005, 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$

ب - ارسم أثر الحافة من أجل قيم c المعطاة. هل تظهر معاملات الانحدار الحافة تغيرات مرموقة في جوار $c = 0$ ؟

ج - اقترح قيمة معقولة لثابت الانحياز مستندة إلى أثر الحافة، قيم الـ VIF و R^2 .

د - حوّل معاملات الانحدار المعيارية المقدّرة التي اخترتها في الجزء (ج) عائداً إلى المتغيرات الأصلية، واحسب القيم التوفيقية للملاحظات الـ 24، إلى أي حد تتشابه هذه القيم التوفيقية مع تلك التي حصلنا عليها بطريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (٧-٢٠) ب؟.

(١١-٣٣) بالإشارة إلى مجموعة البيانات $SENIC$.

أ - إحدر لوغاريتم طول الإقامة Y' على مخاطرة العدوى X_1 ، وعدد الأسيرة X_2 ومتوسط التعداد اليومي X_3 .

ب - أوجد الرواسب وحدد المشاهدات القاصية.

جـ - أوجد مصفوفة ارتباط المتغيرات X وعوامل تضخم التباين، ماذا تقترح هذه حول تأثيرات الخطية المتعددة؟

د - أوجد معاملات انحدار الحافة المقدرة، وعوامل تضخم التباين و R^2 لقيم ثابت الانحياز c المعطاة في الجدول (٦-١١).

هـ - ارسم أثر الحافة وحدد قيمة معقولة لثابت الانحياز c مبنية على هذا الرسم، وعلى قيم VIF و R^2 .

(٣٤-١١) بالإشارة إلى مجموعة بيانات $SMSA$.

أ - إحد عدد الأطباء العاملين Y على عدد أسيرة المستشفى X_1 ، والدخل الشخصي الإجمالي X_2 ، والعدد الكلي للجرائم الخطرة X_3 .
ب - أوجد الرواسب وحدد المشاهدات القاصية.

جـ - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X وعوامل تضخم التباين، ماذا تقترح هذه حول تأثيرات الخطية المتعددة؟

د - أوجد معاملات انحدار الحافة المقدرة، وعوامل تضخم التباين أو R^2 وذلك من أجل قيم ثابت الانحياز c المعطاة في الجدول (٦-١١).

هـ - ارسم أثر الحافة وحدد قيمة معقولة لثابت الانحياز c استنادا إلى هذا الرسم وإلى قيم VIF و R^2 .

(٣٥-١١) بالإشارة إلى روائب المختصين في الرياضيات، مسألة (٧-٢٠).

أ - أوجد تقديرات الانحرافات المطلقة الدنيا للمعالم $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ و β_3 .

ب - أوجد مجموع الانحرافات المطلقة عن القيم التوفيقية المستندة إلى تقديرات الانحرافات المطلقة.

جـ - أوجد مجموع الانحرافات المطلقة مستخدما دالة الانحدار المقدرة وفقا لطريقة المربعات الدنيا في المسألة (٧-٢٠) ب. هل هذا المجموع أكبر من المجموع الذي حصلت عليه في الجزء (ب)؟

(٣٦-١١) يُراد أخذ 5 مشاهدات مقابلة لـ $X = 10, 20, 30, 40, 50$ على الترتيب.

ودالة الانحدار الصحيحة هي $E\{Y\} = 20 + 10X$ وحدود الخطأ مستقلة

وتتوزع طبيعياً حيث $E\{e_i\} = 0$ و $\sigma^2\{e_i\} = 0.8X_i$

أ - ولّد مشاهدة عشوائية Y لكل مستوى من مستويات X . واحسب

كلاً من تقديرات المربعات الدنيا العادية والمرجحة لمعامل الانحدار β_1

في دالة الانحدار الخطية.

ب - أعد الجزء (أ) 200 مرة، مولداً أعداداً عشوائية جديدة في كل مرة.

ج - احسب متوسط التباين للتقديرات المائتين لـ β_1 وفق طريقة المربعات

الدنيا العادية، وقم بالحسابات نفسها للتقديرات المائتين وفق طريقة

المربعات الدنيا المرجحة.

د - هل يبدو مقدار المربعات الدنيا العادية والمرجحة غير منحازين؟ اشرح.

أي التقديرين يبدو أكثر دقة هنا؟ علّق.

بناء نموذج الانحدار

درسنا في الفصول السابقة كيفية توفيق نماذج الانحدار بسيط ومتعدد، وكيفية القيام باستقراءات من هذه النماذج، وكيفية تشخيص شروط متنوعة تؤثر في صلاحية نموذج الانحدار التوفيقي.

ولأسباب تربوية، ناقشنا هذه المواضيع معزل عن بعضها البعض. ونحن في حاجة الآن لفحص كيفية تفاعلها فيما بينها في عملية بناء نموذج الانحدار. وفي هذا الفصل سنقدم أولا نظرة إجمالية لعملية بناء نموذج. ثم نناقش كل خطوة رئيسة من خطوات العملية بتفصيل أكبر. ومع القيام بذلك سنتعرض لإجراءات إضافية جديدة. وتنطوي إحدى المجموعات الجديدة من الإجراءات على تقنيات حاسوبية مفيدة لتحديد المتغيرات المستقلة التي سيشملها نموذج الانحدار. كما سنقدم أيضا عدة طرق للتحقق من صحة نموذج انحدار حال الانتهاء من تطويره وبناءه.

وعبر هذا الفصل سنستخدم المثال نفسه لتوضيح كل من خطوات عملية بناء النموذج، يتوج ذلك التحقق من صحة النموذج.

(١-١٢) نظرة إجمالية لعملية بناء نموذج

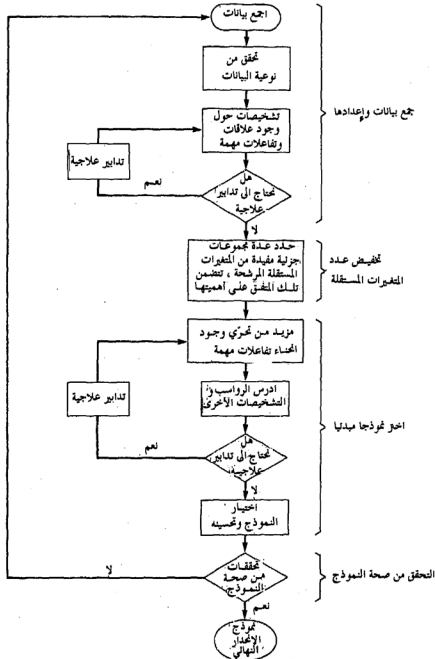
سنقدم في الشكل (١-١٢) استراتيجيا لبناء نموذج انحدار، مخاطرنا بما قد يبدو إفراطا في التبسيط. ويتضمن هذا الاستراتيجية أربع خطوات:

- ١- جمع البيانات وإعدادها.
- ٢- تخفيض عدد المتغيرات المستقلة.
- ٣- تنقية النموذج واختيار المتغيرات المستقلة.
- ٤- التحقق من صحة النموذج.

جمع البيانات وإعدادها

في بعض الميادين يمكن أن تعين المعلومات النظرية في اختيار المتغيرات المستقلة التي ستستخدم. وغالبا ما يمكن القيام بتجارب خاضعة لسيطرة الجرب، في مثل هذه الميادين، تزوده بيانات يمكن، على أساسها، تقدير معالم الانحدار واختبار الشكل النظري لدالة الانحدار.

شكل (١٠-١٢) استراتيج لبناء نموذج المنحدر



وفي العديد من الميادين الأخرى موضوع البحث، على أي حال، بما في ذلك العلوم الاجتماعية والسلوكية، الصحية والإدارية، يندر نسبيا وجود نماذج نظرية قابلة للاستخدام. ولزيد من تعقيد الأمور، فقد تنطوي النماذج النظرية المتوافرة على متغيرات مستقلة غير قابلة للقياس مباشرة مثل الدخول المستقبلية للأسرة فوق السنوات العشر القادمة. وتحت مثل هذه الشروط يضطر الباحثون، في الغالب، إلى توقع متغيرات مستقلة يتصورون أنها يمكن أن تكون على صلة بالمتغير التابع المدروس. ومن الواضح أن مثل هذه المجموعة من المتغيرات المستقلة المفيدة يمكن أن تكون مجموعة كبيرة. وعلى سبيل المثال، فإن مبيعات شركة من غسالات الأطباق في منطقة يمكن أن تتأثر بحجم السكان، الدخل الفردي، النسبة المئوية للسكان الذين يعيشون في مناطق حضرية، النسبة المئوية من السكان تحت الخمسين سنة من العمر، النسبة المئوية من الأسر التي لها أطفال تحت سن المدرسة وإلخ، إلخ.

وبعد تجميع قائمة طويلة من المتغيرات المستقلة التي يُحتمل أن تكون مفيدة يمكن غزيلة بعضها. إذ أولا قد لا يكون متغير مستقل أساسيا في اعتبارات المسألة، وثانيا يمكن أن يكون المتغير المستقل خاضعا لأخطاء قياس كبيرة، و/ أو يمكن أن يكون ثالشا مجرد تكرار أو صدى للمعلومات التي يقدمها متغير آخر في القائمة. ويمكننا إما حذف المتغيرات المستقلة التي لا يمكن قياسها أو أن نستبدل بها متغيرات تقوم مقامها وتكون على ارتباط عال معها.

ويعتمد عدد المشاهدات التي نجتمعها في دراسة انحدار على حجم العينة من المتغيرات المستقلة التي قمنا بتجميعها في هذه المرحلة. فعندما يكون عدد المتغيرات المستقلة التي يمكن أن تكون مفيدة كبيرا نحتاج إلى مشاهدات أكثر مما لو كان عدد تلك المتغيرات صغيرا. وتعرض قاعدة باهم عامة أنه ينبغي توافر 6 إلى 10 مشاهدات، على الأقل، لكل متغير من مجموعة المتغيرات المقترحة. وتؤثر هذه الحاجة إلى مشاهدات أكثر من أجل مجموعات أكبر من المتغيرات المستقلة في استراتيجيات بناء النموذج. وعلى سبيل المثال، قد يكون من الصعب تحرّي جميع التفاعلات بين متغيرين عندما يكون عدد المتغيرات المرشحة كبيرا، وربما كان ذلك ممكنا في حالة عدد صغير منها.

وحالما يتم جمع البيانات ينبغي القيام بالفحوصات والرسومات اللازمة لتحديد الأخطاء الخسام في البيانات بالإضافة إلى القاصيات. وعلى وجه الخصوص، تكون أخطاء البيانات منتشرة في مجموعة بيانات كبيرة وينبغي تصحيح الأخطاء أو حل الصعوبات قبل البدء ببناء النموذج. وحيثما يكون ممكنا، ينبغي على الباحث أن يراقب بحذر عملية جمع البيانات ويدبرها وذلك لتخفيض إمكانات وقوع أخطاء في البيانات. وحالما نستكمل تهية البيانات التهية المناسبة يمكن أن تبدأ عملية النمذجة رسميا. وينبغي استخدام تشخيصات متنوعة لتحديد المتغيرات المستقلة المهمة، ولتحديد الصيغ الدالية التي ينبغي للمتغيرات أن تتخذها عند دخولها إلى النموذج، ولتحديد التساوعات المهمة. ورسوم الانتشار مفيدة في تحديد العلاقات وقوة هذه العلاقات. ويمكن توفير مختارات من المتغيرات المستقلة في دوال الانحدار لاستكشاف علاقات وتساوعات قوية ممكنة، ونحويلات. وهنا ينبغي لرسوم الراسب ورسوم الانحدار الجزئي أن تلعب دورا رئيسا، وبالطبع، وحيثما أمكن ذلك، ينبغي الاعتماد أيضا على المعرفة المسبقة للباحث وعلى خبرته العملية لاقتراح تحويلات مناسبة وتساوعات يرى تفصيلها. وجميع إجراءات التشخيص المشروحة في الفصول السابقة ينبغي لها أن تستخدم كمصادر لمعلومات في هذه المرحلة من بناء النموذج

تخفيض عدد المتغيرات المستقلة

وحالما يتخذ الباحث قراره الأولي حول الصيغ الدالية لعلاقات الانحدار (ما إذا كان ينبغي أن تظهر متغيرات معينة في صيغة خطية، صيغة تربيعية، الخ) وما إذا كان ينبغي للنموذج أن يشمل أية حدود تفاعل، فإن الخطوة التالية هي أن يختار قليلا من المجموعات الجزئية "الجيدة" من المتغيرات X . وينبغي أن تتضمن هذه المجموعات الجزئية ليس فقط المتغيرات المستقلة المرشحة في صيغ من المرتبة الأولى ولكنها تتضمن أيضا أية حدود أخرى تربيعية أو منحنية تحتاجها أية حدود تفاعلات ضرورية. وسبب التركيز على مجموعات جزئية من جملة المتغيرات المستقلة هو أن عدد المتغيرات المستقلة التي تبقى بعد الغزلة الابتدائية يبقى، في العادة، كبيرا. وفضلا عن

ذلك، فكثيرا مايكون العديد من هذه المتغيرات المستقلة مرتبط ببعضه البعض ارتباطا عاليا، وبالتالي سيرغب الباحث عادة في تخفيض عدد المتغيرات المستقلة التي ستستخدم في النموذج النهائي. وهناك عدة أسباب لهذا، فمن الصعب صيانة نموذج انحدار بعدد كبير من المتغيرات المستقلة. وفضلا عن ذلك فإن العمل مع نماذج انحدار بعدد محدود من المتغيرات المستقلة سيكون أسهل وأيسر فهما. وأخيرا فإن وجود العديد من المتغيرات المستقلة المرتبطة فيما بينها ارتباطا عاليا يمكن أن يشكل إضافة بسيطة إلى قوة النموذج التنبؤية في الوقت الذي يزيد بشدة من تشتت المعايير لمعاملات الانحدار، مما يقلص بدوره من القدرات الوصفية للنموذج، ويزيد من مشكلة الأخطاء الناتجة عن تدوير الأرقام العشرية (كما نوهنا في الفصل الثامن).

واختيار مجموعات جزئية "جيدة" من المتغيرات المستقلة التي يُحتمل أن تكون مفيدة بغية احتوائها في نموذج الانحدار النهائي، وتحديد علاقات دالية وعلاقات تفاعل لهذه المتغيرات، يشكل عادة بعضا من مشاكل تحليل الانحدار الأكثر صعوبة. وبما أن لنماذج الانحدار استخدامات مختلفة فلا تشكل أية مجموعة جزئية واحدة من المتغيرات المستقلة، عادة، المجموعة الجزئية "الأفضل" على الدوام. وعلى سبيل المثال، بينما سيؤكد الاستخدام الوصفي لنموذج الانحدار، عادة، على دقة تقدير معاملات الانحدار، فسيركز الاستخدام التنبؤي على أخطاء التنبؤ. وفي الغالب، فإن أفضل ماينخدم هذه الأغراض المختلفة، هو مجموعات جزئية مختلفة من جملة المتغيرات المستقلة المرشحة. وحتى من أجل غرض معين، فقد وُجد، في الغالب، أن عدة مجموعات جزئية تتمتع "بالجودة" نفسها تقريبا، وذلك وفقا لمعيار معين، وينبغي القيام بالمفاضلة بين هذه المجموعات الجزئية "الجيدة" مستنديين إلى اعتبارات إضافية.

ومن أجل بيانات المشاهدة ينبغي أن يتم اختيار قليل من المجموعات الجزئية المناسبة من المتغيرات المستقلة، للمفاضلة النهائية بينها، بعناية خاصة. ومع بيانات كهذه، فإن حذف متغيرات تفسيرية رئيسة يمكن أن يحطم مجدية القدرة التفسيرية للنموذج ويقود إلى تقديرات منحازة لمعاملات الانحدار، ومتوسطات الاستجابة،

وللتنبؤات بمشاهدات جديدة، بالإضافة إلى تقديرات منحازة لتباين الخطأ. ويتصل الانحياز في هذه التقديرات بحقيقة أنه في بيانات مشاهدته، يمكن أن تعكس حدود الخطأ في نموذج الانحدار، يعاني نقصاً في التوفيق، تأثيرات غير عشوائية للمتغيرات المستقلة التي لم تُستوعب في نموذج الانحدار. وأحياناً تدعى متغيرات مستقلة مهمة محذوفة، متغيرات تنبؤ مستقرة.

وعلى الوجه الآخر، إذا تضمنت المجموعة الجزئية الكثير جدا من المتغيرات المستقلة، فسيُنتج نموذج كهذا يعاني من المبالغة في التوفيق، في الغالب، تباينات للمعامل المقدّرة أكبر من تلك الناتجة عن نماذج أبسط. والخطر الآخر عندما تكون البيانات بيانات مشاهدة هو أن المتغيرات المستقلة المهمة قد تُلاحظ فوق أمداء ضيقة من القيم فقط. ونتيجة لذلك فإن مثل هذه المتغيرات المستقلة المهمة قد تُحذف بمجرد وقوعها في العينة ضمن مدى ضيق من القيم، مما يجعلها تبدو غير مهمة إحصائياً.

والاعتبار الآخر في اختيار مجموعات جزئية من المتغيرات المستقلة، هو أنه ينبغي لهذه المجموعات الجزئية أن تكون صغيرة إلى الحد الذي يجعل تكاليف الصيانة معقولة، ويجعل تحليلها ميسراً. ومع ذلك ينبغي لها من جهة أخرى أن تكون كبيرة إلى الحد الذي يجعل من الممكن القيام بوصف مناسب وتحكم وتنبؤ مناسبين.

وقد طُوّرت أساليب حاسوبية متنوعة لمساعدة الباحث في تخفيض عدد المتغيرات المستقلة التي سيعتمدها في نموذج انحدار، وذلك عندما تكون هذه المتغيرات مرتبطة فيما بينها. وستقدم أسلوبين من هذه الأساليب في هذا الفصل. والأسلوب الأول، وهو أسلوب عملي من أجل جملة من المتغيرات المستقلة صغيرة في حجمها أو معتدلة الحجم، يدرس جميع نماذج الانحدار الممكنة التي نستطيع تطويرها من جملة المتغيرات المستقلة المرشحة، ويحدد مجموعات جزئية من المتغيرات المستقلة هي المجموعات "الأجود" وفقاً لمعيار يحدده الباحث. ويستخدم الأسلوب الثاني طرق بحث آلية للوصول إلى مجموعة جزئية واحدة من المتغيرات المستقلة. ويُوصى بهذا الأسلوب مبدئياً في حالة عمليات تخفيض تنطوي على مجموعات كبيرة من المتغيرات المستقلة.

وفي الوقت الذي يمكن أن تقدم فيه الأساليب الحاسوبية مساعدة كبيرة، من حيث تحديد مجموعات جزئية مناسبة لدراساتها دراسة مفصلة ونهائية، إلا أنه لا بد لعملية تطوير نموذج انحدار مفيد أن تكون ذراعية وأن نحتاج إلى الاستعانة بمجربات كبيرة من الحكم الشخصي. وينبغي للمتغيرات المستقلة التي تُعتبر أساسية أن تأخذ مكانها في نموذج الانحدار قبل طلب أي مساعدة حاسوبية. وفضلا عن ذلك فإنه لا بد من تتمات للأساليب الحاسوبية التي تقدم مجموعة جزئية واحدة فقط من المتغيرات المستقلة "كأفضل" مجموعة جزئية، بحيث نتضمن أيضا من أخذ مجموعات جزئية أخرى في الاعتبار قبل تقرير الشكل النهائي لنموذج الانحدار.

تعليقات

١- تلغي التجارب المصممة بعناية، عادة، العديد من المشاكل المتصلة باختيار مجموعات جزئية "جيدة" من المتغيرات المستقلة. وعلى سبيل المثال، يمكن جعل تأثيرات متغيرات التنبؤ المستترة أصغر ما يمكن باستخدام العشوائية. وبالإضافة إلى ذلك، يمكن اختيار أمداء مناسبة لمتغيرات التنبؤ، كما يمكن إلغاء الارتباطات بين متغيرات التنبؤ من خلال اختيارات مناسبة لمستوياتها.

٢- في كثير من الأحيان سيفرل باحث غير واع مجموعة من المتغيرات المستقلة بتوفيق نموذج انحدار يتضمن المجموعة بكاملها من المتغيرات X المرشحة ثم يلغي ببساطة تلك المتغيرات التي تكون القيمة المطلقة للإحصاء t^* في (8.23) من أجلها صغيرة

حيث:

$$t_k^* = \frac{b_k}{s\{b_k\}}$$

وكما نعلم من الفصل الثامن، فقد تقود هذه الطريقة إلى إلغاء متغيرات مستقلة مهمة ولكن مرتبطة فيما بينها. ومن الواضح أن أسلوب البحث الجيد يجب أن يكون قادرا على تناول متغيرات مستقلة مهمة ومرتبطة فيما بينها بطريقة لاتلغيها جميعا من النموذج.

اختيار وتحسين النموذج

بعد تخفيض عدد المتغيرات المستقلة بصورة ناجحة يصل الباحث عادة إلى عدد صغير من نماذج الانحدار التي يُحتمل أن تكون "جيدة" وكل منها يتضمن تلك المتغيرات المستقلة المعروفة بأنها متغيرات أساسية. ومن المستحسن في هذه المرحلة القيام بتحقيقات أكثر تفصيلاً عن تأثيرات التفاعل والانحناء. وتكون رسوم الراسب ورسوم الانحدار الجزئي معيّنة في تقرير ما إذا كان يمكن تفضيل نموذج على آخر، وبالإضافة إلى ذلك تكون الفحوصات التشخيصية الموصوفة في الفصل الحادي عشر مفيدة لتحديد المشاهدات القاصية المؤثرة، والخطية المتعددة، إلخ. وأخيراً وبعد فحص شياكل وتدابير علاجية مختلفة، كالتحويلات مثلاً، يقرر الباحث اختيار أحد نماذج الانحدار كأفضل نموذج. وأحد الممارسات الإحصائية المحمودة عند هذه النقطة هي التحقق من صحة النموذج.

التحقق من صحة نموذج

تشير صحة النموذج إلى استقرار ومعقولة معاملات الانحدار، وإلى قابلية دالة الانحدار للاستخدام ودرجة نجاحها وإلى إمكانية تعميم الاستقراءات المستخلصة من تحليل الانحدار. والتحقق من صحة نموذج هي جزء ضروري ومفيد في عملية بنائه. وسننصف لاحقاً، في هذا الفصل، عدة طرق لثمين صحة نموذج.

(٢-١٢) إعداد البيانات

ولتوضيح إجراءات بناء نموذج التي ناقشناها في هذا الفصل، سنستخدم مثلاً بسيطاً نسبياً فيه أربعة متغيرات مستقلة مرشحة. ومع تحديد عدد صغير من المتغيرات المستقلة المرشحة ستكون قادرين على شرح الإجراءات دون أن نغمر القارئ بفيض من مُخرجات الحاسب.

وقد ذكرنا سابقاً بعضاً من خطوات إعداد البيانات التي يأتي دورها في بداية عملية بناء النموذج. ونوضح هذه الخطوات، الآن بدلالة مثال الوحدة الجراحية.

مثال

تهتم وحدة جراحة في مستشفى بالتنبؤ بنسبة الشفاء لمرضى يخضعون لنوع معين من جراحة الكبد. وقد توافر للتحليل 54 مريضاً اختبروا عشوائياً. ومن سجل كل مريض استُخلصت المعلومات التالية من التقييم الذي يسبق العملية:

X_1 درجة تخثر الدم.

X_2 دليل الإنذار القياسي، بما في ذلك عمر المريض.

X_3 درجة اختبار وظيفة الأنزيم

X_4 درجة اختبار وظيفة الكبد

وهي تشكل المتغيرات المستقلة المرشحة لنموذج انحدار تنبؤي. والمتغير التابع هو الفترة التي يعيشها المريض بعد الجراحة، والتي تجري معرفتها من متابعة أحوال المريض. والبيانات عن المتغيرات المستقلة المرشحة والمتغير التابع مقدمة في الجدول (١٢-١). وقد عُزلت هذه البيانات وروجعت بصورة مناسبة من أجل الأخطاء.

وبما أن جملة المتغيرات المستقلة صغيرة، فمن الممكن في هذه المرحلة من إعداد البيانات القيام باستكشاف كامل إلى حد ما، لتأثيرات علاقات وتفاعلات قوية محتملة. وقد تم إعداد رسوم جذع ورقة لكل من المتغيرات المستقلة (غير مبينة هنا). وقد أوضحت هذه الرسوم بجلاء أن الحالة 28 هي مشاهدة قاضية في X_1 وأن الحالة 38 مشاهدة قاضية في X_2 ، وأن الحالتين 17 و32 مشاهدتان قاصيتان في X_3 ، وأن الحالات 28، 31 و43 مشاهدات قاضية في X_4 وهكذا تأهب الباحث لفحص نفوذ هذه الحالات لاحقاً.

وقد تم توفير نموذج انحدار من المرتبة الأولى يركز إلى المتغيرات المستقلة جميعها. ورسم الاحتمال الطبيعي لرواسب هذا النموذج التوفيقي مبين في الشكل (٢-١٢) أ. وهو يقترح حيدانا عن الطبيعية. ومعامل الارتباط بين الرواسب المرتبة قيمها المتوقعة تحت الطبيعية هو 0.826 فقط ؛ وبالعودة إلى الجدول (٤-٣) نجد أن هذا الرقم يدعم الاستنتاج بأن حدود الخطأ لاتباع التوزيع الطبيعي.

جدول (١٠٢) المتغيرات المستقلة المرشحة والمتغير التابع - مثال وحدة الجراحة.

$Y_i' = \log_{10} Y_i$	قوة الحياة	اختبار وظيفة	اختبار وظيفة	درجة اعتبار	درجة تخثر	رقم الحالة i
	بعد الجراحة Y_i	الكبد X_{1i}	الانزيم X_{2i}	وظيفة الأنزيم X_{3i}	الدم X_{4i}	
2.3010	200	2.59	81	62	6.7	1
2.0043	101	1.70	66	59	5.1	2
2.3096	204	2.16	83	57	7.4	3
2.0043	101	2.01	41	73	6.5	4
2.7067	509	4.30	115	65	7.8	5
1.9031	80	1.42	72	38	5.8	6
1.9031	80	1.91	63	46	5.7	7
2.1038	127	2.57	81	68	3.7	8
2.3054	202	2.50	93	67	6.0	9
2.3075	203	2.40	94	76	3.7	10
2.5172	329	4.13	83	84	6.3	11
1.8129	65	1.86	43	51	6.7	12
2.9191	830	3.95	114	96	5.8	13
2.5185	330	3.95	88	83	5.8	14
2.2253	168	3.40	67	62	7.7	15
2.3365	217	2.40	68	74	7.4	16
1.9395	87	2.98	28	85	6.0	17
1.5315	34	1.55	41	51	3.7	18
2.3324	215	3.56	74	68	7.3	19
2.2355	172	3.02	87	57	5.6	20
2.0374	109	2.85	76	52	5.2	21
2.1335	136	1.12	53	83	3.4	22
1.8451	70	2.10	68	26	6.7	23
2.3424	220	3.40	86	67	5.8	24
2.4409	276	2.95	100	59	6.3	25
2.1584	144	3.50	73	61	5.8	26
2.2577	181	2.45	86	52	5.2	27
2.7589	574	5.59	90	76	11.2	28
1.8573	72	2.71	56	54	5.2	29
2.2504	178	2.58	59	76	5.8	30
1.8513	71	.74	65	64	3.2	31
1.7634	58	2.52	23	45	8.7	32
2.0645	116	3.50	73	59	5.0	33
2.4698	295	3.30	93	72	5.8	34
2.0607	115	2.64	70	58	5.4	35
2.2648	184	2.60	99	51	5.3	36
2.0719	118	2.05	86	74	2.6	37

جدول ١٢-١ (تتمة)

رقم الحالة i	درجة تحنر الدم X_{11}	درجة اعتبار وظيفة الأثر X_{12}	اختبار وظيفة الانزيم X_{13}	اختبار وظيفة الكبد X_{14}	فترة الحياة بعد الجراحة Y_i	$Y_i' = \log_{10} Y_i$
38	4.3	8	119	2.85	120	2.0792
39	4.8	61	76	2.45	151	2.1790
40	5.4	52	88	1.81	148	2.1703
41	5.2	49	72	1.84	95	1.9777
42	3.6	28	99	1.30	75	1.8751
43	8.8	86	88	6.40	483	2.6840
44	6.5	56	77	2.85	153	2.1847
45	3.4	77	93	1.48	191	2.2810
46	6.5	40	84	3.00	123	2.0899
47	4.5	73	106	3.05	311	2.4928
48	4.8	86	101	4.10	398	2.5999
49	5.1	67	77	2.86	158	2.1987
50	3.9	82	103	4.55	310	2.4914
51	6.6	77	46	1.95	124	2.0934
52	6.4	85	40	1.21	125	2.0969
53	6.4	59	85	2.33	198	2.2967
54	8.8	78	72	3.20	313	2.4955

وقد تم توفير نماذج أخرى متنوعة من المرتبة الأولى، وإعداد العديد من رسوم الراسب. وأحد الرسوم المفيدة بوجه خاص كان رسم الرواسب، الناتج عن توفير Y على X_2 و X_3 ، في مقابل حد التفاعل $X_2 X_3$ وهذا الرسم مبين في الشكل (٢-١٢) ب. لاحظ تأثيرات التفاعل القوية التي يقترحها هذا الرسم.

ولجعل توزيع حدود الخطأ أقرب إلى الطبيعي، ولرؤية ما إذا كان التحويل نفسه يمكن أن يخفف تأثير التفاعل $X_2 X_3$ ، قام الباحث بالتحويل اللوغاريتمي $Y' = \log_{10} Y$. والبيانات الخاصة بالتغير التابع بعد تحويله معطاة في الجدول (١-١٢). ويبين الشكل (٢-١٢) ج رسم الاحتمال الطبيعي للرواسب عند حذر Y' على جميع المتغيرات المستقلة في نموذج من المرتبة الأولى، ومعامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية هو 0.959. ومن الواضح أن التحويل قد أعان في جعل توزيع حدود الخطأ أكثر طبيعية. وفضلا عن ذلك، فقد كان التحويل مُعينا أيضا لتخفيف أثر حد التفاعل

بين X_2 و X_3 . وبين الشكل (٢-١٢) د رسم الراسب، عند حدر Y' على X_2 و X_3 في مقابل X_1 و X_2 . والمؤشر الذي يقدمه رسم الراسب هنا عن قوة تأثير التفاعل هو مؤشر أقل بكثير. ولم يقدم أي من رسوم الراسب في مقابل حدود التفاعل مؤشرا على وجود أي تأثير تفاعل قوي.

وقد حصل الباحث على مصفوفة الارتباط متضمنة المتغير Y بعد التحويل؛ وهي معطاة في الجدول (٢-١٢). مع حذف الحدود المكررة. وبالإضافة إلى ذلك فقد تم الحصول على رسوم انتشار لـ Y في مقابل كل متغير مستقل ولكل زوج من المتغيرات المستقلة. والشكل (٣-١٢) هو مثال توضيحي يبين رسم انتشار Y في مقابل X_1 .

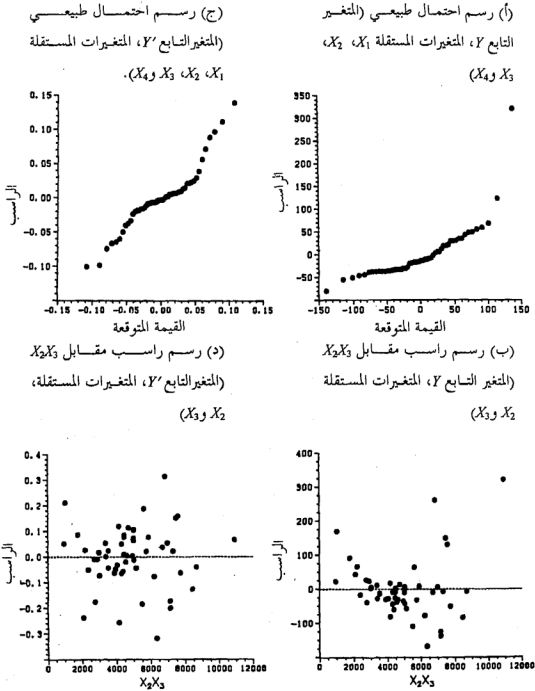
والجدول (٢-١٢) بالإضافة إلى رسوم الانتشار المختلفة، ورسوم الراسب، ورسوم الانحدار الجزئي (غير مبينة هنا، باستثناء رسم الانتشار في الشكل ٣-١٢) تشير جميعها إلى صلة خطية بين كل من المتغيرات المستقلة وبين Y ، ودرجة الصلة الخطية هي الأشد في حالة X_4 والأضعف في حالة X_1 ، وتبين مصفوفة الارتباط أيضا معاملات الارتباط فيما بين المتغيرات المستقلة المرشحة. وعلى وجه الخصوص، يُظهر X_4 ارتباطا مرتفعا باعتدال مع كل من X_1 ، X_2 و X_3 .

وعلى أساس من هذه التحليلات، قرر الباحث استخدام كمتغير تابع $Y' = \log_{10} Y$ ، في هذه المرحلة من بناء النموذج، وتمثيل المتغيرات المستقلة وفق حدود خطية، مستبعدا أي حدود تفاعل.

جدول (٢-١٢) مصفوفة الارتباط لمثال وحدة الجراحة

X_4	X_3	X_2	X_1	Y'	
.726	.665	.593	.346	1.000	Y'
.502	-.150	.090	1.000		X_1
.369	-.024	1.000			X_2
.416	1.000				X_3
1.000					X_4

شكل (٢-١٢) بعض رسوم الراسب الأولية لمثال وحدة الجراحة



والغرض من أسلوب جميع الانحدارات الممكنة هو تحديد مجموعة صغيرة من نماذج الانحدار "الجيدة" وفقا لمعيار محدد بحيث يمكن القيام بفحص تفصيلي لهذه النماذج، مما يقود بدوره إلى اختيار نموذج الانحدار النهائي الذي سيجري استخدامه. وتحت معظم الظروف، قد يكون من المستحيل على محلل القيام بفحص تفصيلي لجميع نماذج الانحدار الممكنة. وعلى سبيل المثال، عندما يوجد 10 متغيرات مستقلة مرشحة فسيكون هناك $2^{10} = 1024$ من نماذج الانحدار الممكنة. (يستند هذا الحساب على حقيقة أن كل متغير مستقل مرشح إما أن يكون ضمن النموذج أو خارجه)، ومع توافر الحاسبات ذات السرعة العالية اليوم، فإن تشغيل جميع نماذج الانحدار الممكنة لعشر متغيرات X مرشحة لا يستهلك الكثير من الوقت. ومع ذلك فإن فحص مجلد يتضمن 1024 نموذجا مرشحا يمكن أن يشكل عملا مضنيا بالنسبة لمحلل بيانات.

وبالتالي فإنه مالم تكن جملة المتغيرات X المرشحة صغيرة جدا فسيتركز الباحث على قليل فقط من مجموعة كل نماذج الانحدار الممكنة. ويمكن أن يتضمن هذا العدد المحدود من النماذج 5 أو 10 مجموعات جزئية "جيدة" وفقا لمعيار محدد، مما يسمح للباحث عندئذ أن يدرس بعناية نماذج الانحدار هذه ليختار من بينها النموذج النهائي الذي سيستخدمه.

وفي طريقة جميع الانحدارات الممكنة للاختيار يمكن استخدام معايير مختلفة لمقارنة نماذج الانحدار. وسنناقش أربعة منها R_p^2 ، MSE_p ، C_p و $PRESS_p$. وقبل القيام بذلك، نحتاج إلى اعتماد بعض الرموز، فلنرمز لعدد المتغيرات X المرشحة في الجملة بـ $p-1$. ونفترض، عبر هذا الفصل، أن جميع نماذج الانحدار تتضمن حد الجزء المقطوع β_0 . وبالتالي تتضمن دالة الانحدار التي تحوي جميع المتغيرات X المرشحة p معلمة، وتتضمن الدالة التي تخلو من المتغيرات X معلمة واحدة β_0 .

وسنرمز لعدد المتغيرات X في مجموعة جزئية، على الدوام، بـ $p-1$ ، وبحيث توجد p معلمة في دالة الانحدار الخاصة بهذه المجموعة الجزئية من المتغيرات X وهذا يكون:

$$1 \leq p \leq P \quad (12.1)$$

ويفترض أسلوب جميع الانحدارات الممكنة أن عدد المشاهدات n يتجاوز أكبر عدد من المعالم المرشحة:

$$n > p \quad (12.2)$$

وكما ذكرنا سابقاً، فمن المستحسن جداً، في الحقيقة، أن يكون n أكبر بكثير من p ، بحيث يمكن الحصول على نتائج سليمة.

مقياس R_p^2 الـ

ويستدعي مقياس R_p^2 فحص معامل التحديد المتعدد R^2 المعروف في (7.35)، كي نختار عدة مجموعات جزئية "جيدة" من المتغيرات X . ونضع عدد المعالم في نموذج الانحدار كدليل لـ R^2 . وهكذا يشير R_p^2 إلى وجود p معلمة، أو $p-1$ متغير تنبؤ، في دالة الانحدار التي استند إليها R_p^2 .

وبما أن R_p^2 هي نسبة مجموعي مربعات:

$$R_p^2 = \frac{SSR_p}{SSTO} = 1 - \frac{SSE_p}{SSTO} \quad (12.3)$$

والمقام ثابت من أجل نماذج الانحدار الممكنة جميعها، فإن R_p^2 تتغير عكسياً مع مجموع مربعات الخطأ SSE_p . ولكننا نعلم أن SSE_p لا يمكن له أن يزداد عندما يتضمن النموذج مزيداً من المتغيرات X الإضافية، وهكذا سيكون R_p^2 أكبر ما يمكن عندما يتضمن نموذج الانحدار جميع المتغيرات X المرشحة وعددها $p-1$ وبالتالي لا يمكن أن يكون سبب استخدام المقياس R_p^2 في أسلوب جميع الانحدارات الممكنة هو جعل R_p^2 أعظم ما يمكن. وإنما القصد هو إيجاد الوضع الذي تصبح إضافة المزيد من المتغيرات X عنده غير ذات شأن باعتبارها تؤدي إلى زيادة صغيرة جداً في R_p^2 . وفي الغالب نصل إلى مثل هذا الوضع عندما يتضمن نموذج الانحدار عدداً محدوداً فقط من المتغيرات X . ومن الواضح، أن تحديد الوضع الذي يبدأ عنده العائد بالتلاشي هي مسألة اجتهد شخصي.

مثال. يبين الجدول (٣-١٢) لمثال الوحدة الجراحية، في الأعمدة (١)، (٢) و (٣) على الترتيب، عدد المعالم في دالة الانحدار، درجات الحرية الموافقة لمجموع مربعات الخطأ،

وبمجموع مربعات الخطأ، وذلك لكل نموذج انحدار ممكن. وفي العمود (٤) نحدد قيم R_p^2 ، وقد تم الحصول على النتائج من سلسلة من التشغيلات للحاسب.

جدول (٣-١٢). قيم R_p^2 ، MSE_p ، C_p و $PRESS_p$ لجميع نماذج الانحدار الخمسة. مثال الوحدة الجراحية.

(٧)	(٦)	(٥)	(٤)	(٣)	(٢)	(١)	المتغيرات في النموذج X
$PRESS_p$	C_p	MSE_p	R_p^2	SSE_p	df	p	
4.1241	1,721.6	.0750	0	3.9728	53	1	
3.8084	1,510.8	.0672	.120	3.4961	52	2	X_1
2.8627	1,100.1	.0495	.352	2.5763	52	2	X_2
2.4268	939.0	.0426	.442	2.2153	52	2	X_3
2.0292	788.2	.0361	.527	1.8776	52	2	X_4
2.6388	948.7	.0438	.438	2.2325	51	3	X_1, X_2
1.6095	580.2	.0276	.646	1.4072	51	3	X_1, X_3
2.1203	789.4	.0368	.528	1.8758	51	3	X_1, X_4
.8352	283.7	.0146	.813	.7430	51	3	X_2, X_3
1.5833	573.5	.0273	.650	1.3922	51	3	X_2, X_4
1.4287	507.9	.0244	.687	1.2453	51	3	X_3, X_4
.1405	3.1	.00220	.972	.1099	50	4	X_1, X_2, X_3
1.6513	574.8	.0278	.650	1.3905	50	4	X_1, X_2, X_4
1.3286	452.0	.0223	.719	1.1156	50	4	X_1, X_3, X_4
.5487	161.7	.00930	.883	.4652	50	4	X_2, X_3, X_4
.1456	5.0	.00224	.972	.1098	49	5	X_1, X_2, X_3, X_4

وعلى سبيل المثال، عندما يكون X_4 هو المتغير X الوحيد في نموذج الانحدار، نجد:

$$R_1^2 = 1 - \frac{SSE(X_4)}{SSTO} = 1 - \frac{1.8776}{3.9728} = .527$$

ونلاحظ أن $SSTO = SSE_1 = 3.9728$.

وقيم R_p^2 مرسومة في الشكل (٤-١٢). والقيمة العظمى لـ R_p^2 من أجل المجموعات الجزئية من $p - 1$ متغير تنبؤ، ونرمز لها بـ $\max(R_p^2)$ ، تبدو في قيمة البيان لكل قيمة من قيم p . وهذه النقاط موصولة بخطوط متقطعة لتبيان أثر إضافة مزيد من المتغيرات X . ويوضح الشكل (٤-١٢) أنه بعد أن يصبح النموذج متضمنا لثلاثة متغيرات X فإن الزيادة الحاصلة في $\max(R_p^2)$ هي زيادة طفيفة. وبالتالي يبدو استخدام المجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3) في نموذج الانحدار أمرا منطقيا وفقا لمعيار الـ R_p^2 .

Figure 1 is a graph showing the dependence of the squared correlation function K_p^2 on the parameter p . The y-axis is labeled K_p^2 and ranges from 0 to 1.0. The x-axis is labeled p and ranges from 0 to 5. A dashed line connects points at $p=2, 3, 4, 5$ with K_p^2 values of approximately 0.53, 0.81, 0.98, and 0.98 respectively. Other points are plotted at $p=1, 2, 3, 4, 5$ with various K_p^2 values. Labels are placed near the points to indicate the number of clusters or the state of the system. The labels are: 'None' at $p=1, K_p^2=0$; '1' at $p=2, K_p^2 \approx 0.35$; '120' at $p=2, K_p^2 \approx 0.44$; '2' at $p=2, K_p^2 \approx 0.53$; '3' at $p=2, K_p^2 \approx 0.65$; '4' at $p=2, K_p^2 \approx 0.69$; '1, 2' at $p=3, K_p^2 \approx 0.44$; '1, 3' at $p=3, K_p^2 \approx 0.52$; '2, 4' at $p=3, K_p^2 \approx 0.65$; '3, 4' at $p=3, K_p^2 \approx 0.69$; '1, 2, 3' at $p=4, K_p^2 \approx 0.98$; '2, 3, 4' at $p=4, K_p^2 \approx 0.88$; '1, 2, 3, 4' at $p=5, K_p^2 \approx 0.98$.

لاحظ أن المتغير X_4 الذي ينفرد بأعلى ارتباط مع المتغير التابع غير موجود في النماذج التي يقترحها $\max(R_p^2)$ سواء من أجل $p = 3$ و $p = 4$ ، مما يشير إلى أن X_1 و X_2 و X_3 تحتوي كثيرا من المعلومات التي يقدمها X_4 ، وإذا رغبتنا الاحتفاظ بـ X_4 في النموذج، مع اقتصار المجموعة الجزئية التي تتضمنها النموذج على ثلاثة متغيرات X فينبغي عندئذ اعتبار المجموعة الجزئية (X_2, X_3, X_4) المجموعة التالية في الأفضلية وفقا لمعيار الـ R_p^2 من أجل $p = 4$. ومعامل الانحدار المتعدد المقابل لهذه المجموعة الجزئية، وهو $R_4^2 = 0.883$ ، سيكون أصغر بقليل من $R_4^2 = 0.972$ المقابل للمجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3) .

مقياس MSE_p أو R^2

بما أن R_p^2 لا يأخذ في الاعتبار عدد المعالم في نموذج الانحدار، وبما أن $\max(R_p^2)$ لا يمكن أن تتناقص أبداً مع زيادة p ، فقد اقترح استخدام معامل التحديد المتعدد المعدل R_o^2 المذكور في (7.37):

$$R_o^2 = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p} \right) \frac{SSE}{SSTO} = 1 - \frac{MSE}{\frac{SSTO}{n-1}} \quad (12.4)$$

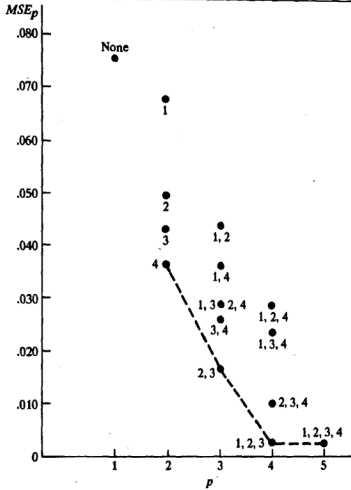
كمقياس يأخذ عدد معالم النموذج في الاعتبار وذلك من خلال درجات الحرية. ومن (12.4) يمكن رؤية أن R_o^2 يزداد إذا فقط إذا تناقص MSE ، ذلك لأن $(n-1) / SSTO$ مثبت من أجل مشاهدات Y معطاة. وبالتالي فإن R_o^2 و MSE هما مقياران متكافئان. وسنعتبر هنا المقياس MSE_p إذ يمكن لـ $\min(MSE_p)$ في الحقيقة، أن يزداد مع زيادة p ، وذلك عندما يصبح التخفيض في SSE_p أصغر من أن يعوّض خسارة درجة حرية إضافية. ويسعى مستخدمو المقياس MSE_p إلى إيجاد عدد بسيط من المجموعات الجزئية التي يكون MSE_p من أجلها، في قيمته الدنيا، أو قريباً جداً من القيمة الدنيا، وبجيت لا يصبح لإضافة المزيد من المتغيرات شأن يذكر.

مثال. قيم الـ MSE_p لجميع نماذج الانحدار الممكنة في مثال وحدة الجراحة معروضة في العمود الخامس من الجدول (٣-١٢). وعلى سبيل المثال، إذا اقتصر نموذج الانحدار على X_4 ، فلدينا:

$$MSE_2 = \frac{SSE(X_4)}{n-2} = \frac{1.8776}{52} = 0.0361$$

ويتضمن الشكل (٥-١٢) رسم الـ MSE_p لمثال وحدة الجراحة. وقد وصلنا القيم $\min(MSE_p)$ من أجل كل p بخطوط متقطعة. والقصة التي يرويها الشكل (٥-١٢) مماثلة تماماً لتلك التي يرويها الشكل (٤-١٢). إذ تبدو المجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3) معقولة.

شكل (٥-١٢) رسم MSE_p لمثال وحدة الجراحة.



وفي الحقيقة، فإن متوسط مربعات الخطأ الذي تحرزه هذه المجموعة الجزئية هو عملياً نفس ما تحرزه المجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3, X_4) التي تستخدم جميع المتغيرات X المرشحة.

وإذا رغبتنا أن يتضمن النموذج X_4 مع $p = 4$ ، فينبغي أخذ المجموعة الجزئية (X_2, X_3, X_4) في الاعتبار التي يقابلها $MSE_4 = 0.009$ وهو إلى حد ما أعلى من $MSE_4 = 0.002$ المقابل للمجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3) .

المعيار C_p

يهتم هذا المعيار بمتوسط مربعات الخطأ الكلي للقيم التوقيفية الـ n وذلك لكل نموذج انحدار قائم على مجموعة جزئية، وتنطوي فكرة متوسط مربعات الخطأ على مركبة الانحياز ومركبة خطأ عشوائي. وقد عرفنا في (11.40) متوسط مربعات الخطأ لمعامل الانحدار مقلد، ويتعلق متوسط مربعات الخطأ هنا بالقيم التوقيفية \hat{Y}_i لنموذج الانحدار المستخدم. ومركبة الانحياز للقيمة التوقيفية الـ i ، ونعني \hat{Y}_i هي:

$$E\{\hat{Y}_i\} - \mu_i \quad (12.5)$$

حيث $E\{\hat{Y}_i\}$ هو توقع القيمة التوقيفية الـ i لنموذج الانحدار المدروس و μ_i هو متوسط الاستجابة الصحيح. والمركبة العشوائية لـ \hat{Y}_i هي، ببساطة تباينها $\sigma^2\{\hat{Y}_i\}$. وعندئذ يكون متوسط مربعات الخطأ لـ \hat{Y}_i هو مربع الانحياز مضافاً إليه التباين:

$$(E\{\hat{Y}_i\} - \mu_i)^2 + \sigma^2\{\hat{Y}_i\} \quad (12.6)$$

والمجموع الكلي لمتوسط مربعات الخطأ لجميع القيم التوقيفية \hat{Y}_i وعددها n ، هو مجموع n من متوسطات مربعات الخطأ المفردة كتلك المعطاة في (12.6):

$$\sum_{i=1}^n \left[(E\{\hat{Y}_i\} - \mu_i)^2 + \sigma^2\{\hat{Y}_i\} \right] = \sum_{i=1}^n (E\{\hat{Y}_i\} - \mu_i)^2 + \sum_{i=1}^n \sigma^2\{\hat{Y}_i\} \quad (12.7)$$

وقيمة المعيار، ونرمز لها بـ Γ_p ، هي ببساطة متوسط مربعات الخطأ الكلي في (12.7) مقسوماً على التباين الفعلي للخطأ σ^2 :

$$\Gamma_p = \frac{1}{\sigma^2} \left[\sum_{i=1}^n (E\{\hat{Y}_i\} - \mu_i)^2 + \sum_{i=1}^n \sigma^2\{\hat{Y}_i\} \right] \quad (12.8)$$

ومن المفترض أن النموذج المتضمن لجميع المتغيرات X المرشحة، وعددها $p - 1$ ،

قد اختبرت بعناية بحيث يكون $MSE(X_1, \dots, X_{p-1})$ مقدراً غير منحاز لـ σ^2 . ويمكن

عندئذ تبين أن مقلد Γ_p هو C_p حيث:

$$C_p = \frac{SSE_p}{MSE(X_1, \dots, X_{p-1})} - (n - 2p) \quad (12.9)$$

وحيث MSE_p مجموع مربعات الخطأ لنموذج الانحدار الجزئي الذي تم توقيفه بـ p من

المعالم (أي $p - 1$ متغير تنبؤ).

وعندما لا يوجد في نموذج الانحدار يتضمن $p-1$ متغير تنبؤ بحيث يكون $E\{\hat{Y}_i\} = \mu_i$ فإن القيمة المتوقعة لـ C_p تساوي تقريبا p :

$$E\{C_p | E\{\hat{Y}_i\} = \mu_i\} \cong p \quad (12.10)$$

وهكذا إذا رسمنا قيم C_p من أجل جميع نماذج الانحدار الممكنة في مقابل p ، فسنرى تلك النماذج ذات الانحياز الطفيف إلى الوقوع قرب الخط $C_p = p$ وستنحى النماذج ذات الانحياز الكبير إلى الوقوع فوق هذا الخط وبعيدا عنه. وتُفسر قيم C_p الواقعة تحت الخط $C_p = p$ بأنها لا تعبر عن وجود انحياز، أي أن وقوعها تحت الخط يعود إلى خطأ المعاينة.

وعند استخدام المعيار C_p نهدف إلى تحديد مجموعات جزئية من المتغيرات X يكون من أجلها (١) قيمة C_p صغيرة و (٢) قيمة C_p قريبة من p . فللمجموعات من المتغيرات X التي تنتج قيمة صغيرة لـ C_p متوسط مربعات خطأ صغير، ومع كون C_p قريبة من p أيضا يكون انحياز نموذج الانحدار صغيرا. وقد يحدث أحيانا أن ينطوي نموذج الانحدار الذي يستند إلى مجموعة جزئية من المتغيرات X موافقة لأصغر قيمة لـ C_p على انحياز كبير. وفي هذه الحالة فقد نفضل أحيانا نموذج انحدار مبني على مجموعة جزئية من المتغيرات X أكبر إلى حد ما، وقيمة C_p من أجلها أكبر بقليل، إلا أنه لا ينطوي على مركبة انحياز كبيرة. ويتضمن المرجع [12.1] مناقشة مستفيضة لتطبيقات المعيار.

مثال. يتضمن الجدول (١٢-٣)، العمود (٦) قيم C_p لجميع نماذج الانحدار الممكنة في مثال وحدة الجراحة. وعلى سبيل المثال عندما يكون X_4 المتغير X الوحيد في نموذج الانحدار فإن قيمة C_p هي:

$$C_2 = \frac{SSE(X_4)}{MSE(X_1, X_2, X_3, X_4)} - [n-2(2)] = \frac{18776}{.00224} - (54-4) = 788.2$$

والقيم C_p لجميع نماذج الانحدار الممكنة مرسومة في الشكل (١٢-٦). ونجد ثانية أن المجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3) مقترحة. وتحقق هذه المجموعة الجزئية أصغر قيمة لـ C_p ، وليس هناك ما يشير إلى أي انحياز في نموذج الانحدار. وكما عرضنا سابقا فإن وقوع قيمة C_p لهذا النموذج، وهي $C_4 = 3.1$ ، تحت $p = 4$ هو نتيجة لتغير عشوائي في تقدير C_p .

ونلاحظ أن استخدام جميع المتغيرات X المرشحة (X_1, X_2, X_3, X_4) قد ينطوي على متوسط مربعات خطأ إجمالي أكبر. وكذلك فإن استخدام المجموعة الجزئية (X_2, X_3, X_4) بقيمة لـ C_p هي $C_4 = 161.7$ ، هو اختيار غير مقبول بسبب الانحياز الكبير للنموذج.

تعليقات

١- يتطلب الاستخدام المجدي للمعيار C_p تطويرا حذرا للمجموعات من $P - 1$ من المتغيرات X المرشحة، مع التعبير عن المتغيرات المستقلة بشكل مناسب (خطية، تربيعية، موزونة) واستبعاد المتغيرات التي لافائدة منها بحيث يشكل $MSE(X_{1,...,X_{p-1}})$ تقديرا غير منحاز لتباين الخطأ σ^2 .

٢- يؤكد المعيار C_p بشدة على توفيق نموذج المجموعة الجزئية للمشاهدات الـ n في العينة. ونفضل، أحيانا، تعديلا للمعيار C_p يؤكد على التنبؤ بمشاهدات جديدة.

٣- ولرؤية أن C_p كما عرفناها في (12.9) مقدّر لـ Γ_p ، نحتاج إلى الاستفادة من نتيجتين نعرضهما بصورة مبسطة. إذ يمكن، أولا، تبين أن :

$$\sum_{i=1}^n \sigma^2 \{\hat{Y}_i\} = p\sigma^2 \quad (12.11)$$

وهكذا فإن الخطأ العشوائي الكلي للقيم التوقعية \hat{Y}_i ، وعددها n ، يزداد بازدياد عدد المتغيرات في نموذج الانحدار.

وفضلا عن ذلك، يمكن تبين أن:

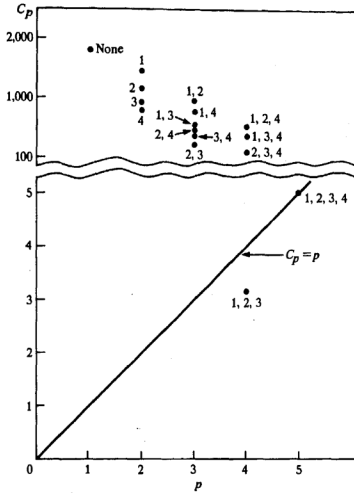
$$E\{SSE_p\} = \sum (E\{\hat{Y}_i\} - \mu_1)^2 + (n-p)\sigma^2 \quad (12.12)$$

وهكذا يمكن التعبير عن Γ_p في (12.8) كما يلي:

$$\Gamma_p = \frac{1}{\sigma^2} [E\{SSE_p\} - (n-p)\sigma^2 + p\sigma^2] = \frac{E\{SSE_p\}}{\sigma^2} - (n-2p) \quad (12.13)$$

وباستبدال المقدّر SSE_p بـ $E\{SSE_p\}$ واستخدام $MSE(X_{1,...,X_{p-1}})$ كمقدّر لـ σ^2 نجد C_p كما عرفناها في (12.9).

شكل (٦-١٢) رسم C_p لمثال وحدة الجراحة



المعيار $PRESS_p$

يستند معيار الاختيار $PRESS$ (مجموع مربعات التنبؤ) على رواسب الحذف d_i

المعرفة في (11.20):

$$d_i = Y_i - \hat{Y}_{i(i)} \quad (12.14)$$

حيث $\hat{Y}_{i(i)}$ هي القيمة التي تنبأنا بها للملاحظة i عند توفير دالة الانحدار بدون

الملاحظة i . ولكل نموذج انحدار n من رواسب الحذف الموافقة له؛ والمعيار $PRESS$

هو ببساطة مجموع مربعات رواسب الحذف هذه:

$$PRESS_p = \sum_{i=1}^n d_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_{i(i)})^2 \quad (12.15)$$

وتعتبر النماذج ذات القيم الصغيرة للمعيار $PRESS$ نماذج مرشحة جيدة. وسبب ذلك هو أن راسب الحذف d_i يمثل خطأ التنبؤ عند توفيق نموذج الانحدار بدون الملاحظة i ثم استخدامه للتنبؤ بـ $\hat{Y}_{i(i)}$ قيمة الملاحظة i . وتنطوي أخطاء التنبؤ الصغيرة على قيم صغيرة لـ d_i ، أي على قيم صغيرة لـ d_i^2 وبالتالي على قيمة صغيرة لمجموع d_i^2 . وهكذا فإن النماذج الموافقة لقيم صغيرة لـ $PRESS$ ستشكل توفيقاً جيداً، بمعنى أن أخطاء التنبؤ فيها ستكون صغيرة.

ويمكن حساب قيم $PRESS$ دون إعادة حسابات الانحدار مع تغير الملاحظة المحذوفة. وذلك باستخدام العبارة المكافئة لـ d_i كما وجدناها في (11.20a)

$$d_i = \frac{e_i}{1 - h_{ii}}$$

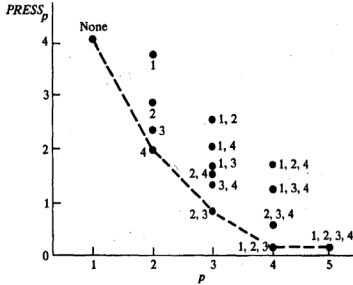
ويصبح $PRESS_p$:

$$PRESS_p = \sum_{i=1}^n \left(\frac{e_i}{1 - h_{ii}} \right)^2 \quad (12.16)$$

حيث e_i الراسب العادي و h_{ii} قيمة العزم في (11.13) وكلاهما محسوب على أساس n مشاهدة.

مثال. يتضمن الجدول (٣-١٢) العمود (٧)، قيم الـ $SPRESS$ لجميع نماذج الانحدار الممكنة في مثال وحدة الجراحة. وقد رُسمت قيم الـ $PRESS$ في الشكل (٧-١٢). وقد وصلنا القيم الدنيا للمعيار $(PRESS)_p$ بخطوط متقطعة. والرسالة التي يُلغها الشكل (٧-١٢) مشابهة لتلك التي يُلغها المعايير الأخرى. فالجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3) مقترحة كمجموعة معقولة، إذ أن قيمة $PRESS$ الموافقة لها هي القيمة الأصغر. وسينطوي استخدام جميع المتغيرات X المرشحة (X_1, X_2, X_3, X_4) على قيمة أكبر بقليل لـ $PRESS$ ولو كنا نرغب في شمول النموذج للمتغير X_4 حيث $p = 4$ فستكون المجموعة الجزئية (X_2, X_3, X_4) هي المجموعة المقترحة إذ تنطوي على قيمة لـ $PRESS$ تساوي 0.5487، وهي تتجاوز، باعتدال، القيمة 0.1405 لـ $PRESS$ الخاصة بالمجموعة الجزئية (X_1, X_2, X_3) .

شكل (٧-١٢) $PRESS$ رسم لثال وحدة الجراحة.



ملاحظة

يمكن أن تكون قيم المعيار مفيدة أيضا في عملية التحقق من صلاحية نموذج كما سيجري إيضاحه في الفقرة (٦-١٢).

خوارزميات المجموعات الجزئية "الأفضل"

تم تطوير خوارزميات موفرة للوقت لتحديد المجموعة الجزئية "الأفضل"، وفقا لمعيار معين، دون الحاجة إلى توفيق جميع نماذج الانحدار الممكنة. ولا تحتاج هذه الخوارزميات، في الحقيقة، إلا لحساب كسر بسيط من مجموعة كل نماذج الانحدار الممكنة. وهكذا إذا كنا سنستخدم المعيار C_p ، ونريد معرفة المجموعات الجزئية الخمس "الأفضل" وفقا لهذا المعيار، فإن هذه الخوارزميات تبحث عن المجموعات الجزئية الخمس من المتغيرات X التي تؤدي إلى القيم الخمس الأصغر لـ C_p مستخدمة جهودا حسابية أقل بكثير من الجهود التي تتطلبها حسابات جميع المجموعات الجزئية الممكنة. وتسمى هذه الخوارزميات: خوارزميات المجموعات الجزئية "الأفضل". ولا تقدم هذه

الخوارزميات المجموعات الجزئية الأفضل وفقا لمعيار معين فحسب، ولكنها تقدم، في الغالب أيضا عددا من المجموعات الجزئية "الجيدة" لكل عدد ممكن من المتغيرات X في النموذج، وبحيث تعطي الباحث معلومات إضافية مفيدة لاتخاذ قراره النهائي في اختيار المجموعة الجزئية من المتغيرات X التي سيستخدمها في نموذج الانحدار.

وعندما تكون جملة المتغيرات المستقلة المرشحة كبيرة جدا، لنقل أكبر من 40 إلى 60، فحتى خوارزميات المجموعات الجزئية "الأفضل" قد تتطلب فترة طويلة من زمن الحاسوب. وتحت شروط كهذه قد نحتاج إلى استخدام أحد طرق الاختيار الآلية الموصوفة في الفقرة (٤-٢)، للمساعدة في اختيار المتغيرات المستقلة.

مثال. في مثال وحدة الجراحة سيقدم استخدام إحدى خوارزميات المجموعات الجزئية "الأفضل" جزءا من المعلومات في الجدول (٣-١٢). وعند استخدام المعيار C_p ونريد التعرف على "أفضل" ثلاث مجموعات جزئية فستحدد الخوارزمية المجموعات الجزئية (X_1, X_2, X_3) ، (X_1, X_2, X_3, X_4) ، و (X_2, X_3, X_4) كمجموعات جزئية تؤدي إلى أصغر ثلاث قيم لـ C_p وبالإضافة إلى ذلك، يمكن أن تقدم الخوارزمية معلومات عن المجموعات الجزئية الثلاث "الجيدة" لكل مستوى من مستويات p .

بعض التعليقات الختامية

يقود أسلوب الاختيار الذي يعتمد على جميع الانحدارات الممكنة إلى تحديد عدد صغير من المجموعات الجزئية التي تعتبر "جيدة" وفقا لمعيار معين. وبينما أشارت كل من المعايير الثلاثة، في مثال وحدة الجراحة، إلى المجموعات الجزئية "الأفضل" نفسها، فليست هذه هي الحال دائما، ولذلك فإنه من المستحسن أحيانا اعتبار أكثر من معيار عند تمييز مجموعات جزئية ممكنة من المتغيرات X .

وحالما يتعرف الباحث على عدد قليل من المجموعات الجزئية "الجيدة" بغية فحصها بصورة مركزة ومستفيضة، فإنه لا بد من القيام باختيار نهائي لمتغيرات النموذج. وما يساعد في هذا الاختيار، كما يشير استراتيجتنا لبناء نموذج في الشكل (١-١٢)، القيام بتحليل للراسب، وفحص المشاهدة المؤثرة، وتشخيصات أخرى لكل

من النماذج المتنافسة، ومعرفة الباحث بالظاهرة المدروسة، ثم التثبت في الختام من صحة النموذج.

(٤-١٢) انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام، أساليب بحث آلية أخرى، واستخدام انحدار الحافة لتخفيض عدد المتغيرات

في تلك الحالات حيث يتفق أن تتضمن جملة المتغيرات X المرشحة من 40 إلى 60 متغيراً أو حتى أكثر من ذلك، فقد لا يكون استخدام خوارزمية المجموعات الجزئية "الأفضل" أمراً عملياً. وقد يكون من المفيد في تلك الحالات اللجوء إلى طريقة بحث آلية تكشف بصورة تنابعية عن المجموعة الجزئية من المتغيرات X التي سيشملها النموذج. ربما كانت طريقة الانحدار خطوة فخطوة إلى الأمام هي أوسع طرق البحث الآلي استخداماً. وقد طُوِّرت هذه الطريقة للتوفير في الجهود الحسابية اللازمة للوصول إلى المجموعة "الأفضل" من المتغيرات المستقلة، وذلك بالمقارنة مع أسلوب جميع الانحدارات الممكنة، وفي جوهرها فإن هذه الطريقة في البحث تكشف عن متابعة من نماذج الانحدار، فتضيف عند كل خطوة، أو تحذف، متغيراً من المتغيرات X . ويمكن التعبير عن قاعدة إضافة أو حذف متغير X بدلالة تخفيض مجموع مربعات الخطأ، أو بدلالة معامل الارتباط الجزئي، أو بدلالة الإحصاءة F^* على التكافؤ.

والفرق الأساسي بين طرق البحث الآلية وأسلوب جميع الانحدارات الممكنة هو أن طرق البحث الآلية تنتهي بتحديد نموذج انحدار بمفرده "كأفضل" نموذج، بينما يمكن لأسلوب جميع الانحدارات الممكنة، على الوجه الآخر، أن يرشح عدة نماذج انحدار كنماذج "جيدة" في الاعتبار النهائي.

انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام

سنصف خوارزمية البحث الخاصة بانحداز الخطوة فخطوة إلى الأمام بدلالة الإحصاءة F^* لاختبار F الجزئي.

١- يقوم روتين انحدار الخطوة فخطوة أولاً بتوفيق نموذج انحدار خطي بسيط

لكل من المتغيرات X المرشحة وعدتها 1 - P ولكل نموذج انحدار خطي بسيط نحصل على الإحصاءة F^* في (3.59) لاختبار ما إذا كان الميل مساويا للصفر أم لا:

$$F_k^* = \frac{MSR(X_k)}{MSE(X_k)} \quad (12.17)$$

لنتذكر أن $SSR(X_k) = MSR(X_k)$ يقيس الانخفاض في التغير الكلي لـ Y المصاحب لاستخدام المتغير X_k . والمتغير X الذي يؤدي إلى أعلى قيمة لـ F^* هو المتغير المرشح كأول إضافة. وإذا تجاوزت قيمة F^* مستوى محدد سلفا يضاف المتغير X ، وفيما عدا ذلك ينتهي البرنامج معتبرا أنه لا يوجد أي متغير X مفيد بما يكفي لدخول نموذج الانحدار.

٢- افترض أن المتغير X_7 هو المتغير الذي دخل النموذج في الخطوة الأولى. فيقوم روتين انحدار الخطوة فخطوة بتوفيق جميع نماذج الانحدار المتضمنة لمتغيرين مستقلين أحدهما X_7 . ولكل نموذج انحدار كهذا نحصل على إحصاءة الاختبار الجزئي (8.22):

$$F_k^* = \frac{MSR(X_k | X_7)}{MSE(X_7, X_k)} = \left(\frac{b_k}{s(b_k)} \right)^2 \quad (12.18)$$

وهي إحصاءة لاختبار ما إذا كان $\beta_k = 0$ عندما يشكل X_7 و X_k جميع متغيرات النموذج. والمتغير X بأعلى قيمة لـ F^* هو المرشح للإضافة في الخطوة الثانية. فإذا تجاوزت قيمة F^* مستوى محدد سلفا يضاف المتغير الثاني ذاك، وفيما عدا ذلك ينتهي البرنامج.

٣- افترض أن X_3 قد أضيف في الخطوة الثانية. فيفحص روتين انحدار الخطوة فخطوة الآن ما إذا كان ينبغي حذف أي من المتغيرات X الموجودة في النموذج، وفي توضيحنا هنا، يوجد متغير X آخر في النموذج هو المتغير X_7 بمفرده، وبالتالي نحصل على إحصاءة اختبار F جزئي واحدة فقط هي:

$$F_7^* = \frac{MSR(X_7 | X_3)}{MSE(X_3, X_7)} \quad (12.19)$$

وفي مراحل لاحقة سيكون هناك عدد من هذه الإحصاءات F^* واحدة لكل من المتغيرات في النموذج إلى جانب آخر متغير أضيف. والمتغير الذي تكون قيمة F^* من

أجله هي القيمة الأصغر هو المتغير المرشح للحذف. وإذا كانت هذه القيمة الصغرى لـ F^* أقل من قيمة محددة سلفاً يجري إسقاط المتغير من النموذج وفيما عدا ذلك نحفظ به. \S لنفترض أننا احتفظنا بـ X_7 ، فالنموذج يتضمن الآن كلا من X_7 و X_8 . ويفحص روتين انحدار الخطوة فخطوة الآن المرشح التالي من بين المتغيرات X للإضافة إلى النموذج، ثم يفحص بعدئذ ما إذا كان ينبغي شطب أي من المتغيرات الموجودة من حينها في النموذج. وهكذا حتى نصل إلى مرحلة لا يمكن فيها إضافة أو حذف أي من المتغيرات X ، وعندها تنتهي عملية البحث.

وتنبغي ملاحظة أن خوارزمية انحدار الخطوة فخطوة تسمح بإدخال متغير X إلى النموذج في مرحلة مبكرة لتحذفه فيما بعد إذا لم يعد مفيداً مع وجود متغيرات أضيفت في مراحل لاحقة.

مثال. بين الشكل (٨-١٢) مطبوعة حاسب تم الحصول عليها عند تطبيق روتين معين للانحدار خطوة فخطوة ($BMDP2R$)، مرجع [12.2] على مثال وحدة الجراحة. وقد حددت أقل قيمة مقبولة لـ F من أجل إضافة متغير وأعلى قيمة مقبولة لـ F من أجل حذف متغير على أنها 4.0 و 3.9، على الترتيب، وذلك كما هو موضح في الزاوية العليا اليمنى من الشكل (٨-١٢). وبما أن درجات الحرية المصاحبة لـ MSE تتغير وفقاً لعدد المتغيرات X في النموذج، وأننا نقوم باختبارات متكررة مستخدمين البيانات نفسها، فليس لقيمتي F المثبتتين والخاصيتين بإضافة متغير أو حذفه أي معنى احتمالي دقيق. ونلاحظ، على أي حال، أن $F(0.95; 1, 50) = 4.03$ أي أن القيمتين المحددتين لـ F وهما 4.0 و 3.9 تقابلان، على وجه التقريب، مستوى معنوية 0.05 لأي اختبار مفردة يستند إلى 50 درجة حرية تقريباً.

وحد التساهل المقبول الأدنى 0.01 المبين في الزاوية العليا اليمنى من الشكل (٨-١٢) هو تحديد يهدف إلى الحماية من دخول متغير يرتبط ارتباطاً عالياً بالمتغيرات X الأخرى الموجودة من حينها في النموذج. وكما شرحنا في الفقرة (١١-٦)، يُعرف التساهل بأنه $R^2 - R^2_1$ حيث R^2_1 معامل التحديد المتعدد عند انحدار X على المتغيرات

الأخرى في النموذج. وتحديد التساهل بأنه 0.01 في الشكل (٨-١٢) يؤدي إلى عدم إضافة أي متغير إلى النموذج إذا تجاوز معامل تحديده المتعدد مع المتغيرات X الأخرى في النموذج المقدار $0.99 = 1 - 0.1$ ، أو عندما يسبب تجاوز R_k^2 الخاصة بأي متغير في النموذج للقيمة 0.99.

وستتابع الآن خطوات العمل بالكامل:

١- في الخطوة 0، لا يوجد أي متغير X في النموذج، والنموذج الذي سنقوم بتوقيفه هو $Y_i = \beta_0 + \varepsilon_i$. والراسب أو مجموع مربعات الخطأ المئين في جدول التحاين في الشكل (٨-١٢) للخطوة 0 هو بالتالي: $\sum (Y_i - \bar{Y})^2 = SSTO = 3.9728$. وتُحسب لكل متغير X مرشح، الإحصاءة F^* في (12.17). وهذه القيم F^* مبيّنة في الشكل (٨-١٢) تحت عنوان "متغيرات ليست في المعادلة (Variables not in equation)" وتسمى قيم F^* - للدخول (F to enter). ونرى أن F_4^* هي القيمة الأكبر:

$$F_4^* = \frac{MSR(X_4)}{MSE(X_4)} = \frac{2.095140}{.03610831} = 58.02$$

وبما أن هذه القيمة تتجاوز قيمة " F - للدخول" (F to enter) الدنيا وهي 4.0 يُضاف X_4 إلى النموذج.

والعمود تحت عنوان "مستوى" ($level$) يشير إلى نوع من الاختيار الذي يسمح للمستخدم بمنح أولويات مختلفة للمتغيرات X المرشحة. وفي المثال الحالي، نلاحظ أن لجميع المتغيرات X الأولوية نفسها.

٢- في هذه المرحلة، نستكمل الخطوة ١. نموذج الانحدار الراهن يتضمن X_4 وقد أُعطيت معاملات الانحدار المقدّرة، وجدول تحليل التباين، بالإضافة إلى معلومات مختارة عن النموذج الراهن.

بعدها يتم توفيق جميع نماذج الانحدار التي تتضمن X_4 بالإضافة إلى متغير مستقل آخر، وتُحسب الإحصاءات F^* وهي الآن:

$$F_k^* = \frac{MSR(X_k | X_4)}{MSE(X_4, X_k)}$$

وهذه الإحصاءات مبنية في الخطوة ١: تحت عنوان "متغيرات ليست في المعادلة" وللمتغير X_3 أعلى قيمة لـ F^* ، وهي قيمة تتجاوز 4.0 فالمتغير X_3 يدخل الآن النموذج. ٣- وتلخص الخطوة ٢ في الشكل (٨-١٢) الحالة عند هذه النقطة من مسار العملية. فالنموذج يتضمن الآن X_3 و X_4 وقد أعطيت معلومات حول هذا النموذج. والآن نقوم باختبار ما إذا كان ينبغي حذف X_4 أم لا. والإحصاء F^* مبنية تحت عنوان "متغيرات في المعادلة" وقد سُميت F - للحذف (F to remove):

$$F_4^* = \frac{MSR(X_4 | X_3)}{MSE(X_3, X_4)} = 39.72$$

وبما أن هذه القيمة لـ F^* تتجاوز قيمة F - للحذف العظمى وهي 3.9 فلا نحذف X_4 . ٤- نقوم الآن بتوفيق جميع نماذج الانحدار التي تتضمن X_3 و X_4 وإحدى المتغيرات المرشحة X . والإحصاءات F^* المناسبة الآن هي:

$$F_k^* = \frac{MSR(X_k | X_3, X_4)}{MSE(X_3, X_4, X_k)}$$

وهذه الإحصاءات مبنية في الخطوة رقم 2 تحت عنوان "متغيرات ليست في المعادلة" وللمتغير X_2 أعلى قيمة لـ F^* وهي قيمة تتجاوز 4.0، فالمتغير X_2 يدخل الآن النموذج. ٥- وتلخص الخطوة رقم 3 في الشكل (٨-١٢) الحالة عند هذه النقطة. ويشمل النموذج الآن X_2 ، X_3 و X_4 . بعدها يجري اختبار ما إذا كان ينبغي حذف X_3 أو X_4 . والإحصاءات F^* لحذف متغير مبنية تحت العنوان "متغيرات في المعادلة" في الخطوة رقم 3. F_4^* هو الأصغر:

$$F_4^* = \frac{MSR(X_4 | X_2, X_3)}{MSE(X_2, X_3, X_4)} = 29.86$$

وبما أن قيمته تتجاوز 3.9 فلا نحذف X_4 من النموذج.

٦- عند هذه النقطة لا يبقى من جملة المتغيرات المرشحة إلا X_1 . وقيمة F^* للدخول الخاصة به تتجاوز 4.0 (انظر "المتغيرات ليست في المعادلة" تحت الخطوة رقم 3) وهكذا يدخل X_1 إلى النموذج.

شكل (٨-١٢) الحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام للثال وحدة الجراحة (BMDP2R مرجع [12.2])

STEPPING ALGORITHM				10	MINIMUM ACCEPTABLE F TO ENTER				4.0000	4.0000							
MAXIMUM NUMBER OF STEPS				5	MAXIMUM ACCEPTABLE F TO REMOVE				3.9000	3.9000							
DEPENDENT VARIABLE					MINIMUM ACCEPTABLE TOLERANCE				0.01000	0.01000							
STEP NO. 0					SUBSCRIPTS OF THE INDEPENDENT VARIABLES				1	2	3	4					

STD. ERROR OF EST. 0.2738				ANALYSIS OF VARIANCE													
				SSTO				SSTO/(n-1)									
				RESIDUAL 1.972728				53 0.7495979E-01									
VARIABLES IN EQUATION FOR y				SUM OF SQUARES				DF MEAN SQUARE									
				F TO REMOVE LEVEL				VARIABLES NOT IN EQUATION									
VARIABLE COEFFICIENT STD. ERROR STD REG OF COEFF COEFF TOLERANCE				VARIABLE PARTIAL CORR. TOLERANCE TO ENTER LEVEL													
(Y-INTERCEPT 2.00614)				W1 3 0.34640 1.00000 7.09 1													
				W2 2 0.29089 1.00000 28.19 1													
				W3 2 0.27744 1.00000 81.23 1													
				W4 4 0.73521 1.00000 36.02 1													
STEP NO. 1																	
VARIABLE ENTERED 4 W4																	
MULTIPLE R 0.7261																	
MULTIPLE R-SQUARE 0.5274																	
ADJUSTED R-SQUARE 0.5181																	
STD. ERROR OF EST. 0.1900																	
VARIABLES IN EQUATION FOR y																	
VARIABLE COEFFICIENT STD. ERROR STD REG OF COEFF COEFF TOLERANCE				F TO REMOVE LEVEL				VARIABLES NOT IN EQUATION									
(Y-INTERCEPT 1.99619)				W1 1 -0.03104 0.70358 0.05 1													
W4 4 0.18575 0.0294 0.726 1.00000 58.02				W2 1 0.52809 0.26382 17.78 1													
				W3 3 0.50031 0.28659 25.49 1													
STEP NO. 2																	
VARIABLE ENTERED 3 W3																	
MULTIPLE R 0.8286																	
MULTIPLE R-SQUARE 0.6862																	
ADJUSTED R-SQUARE 0.6762																	
STD. ERROR OF EST. 0.1563																	
VARIABLES IN EQUATION FOR y																	
VARIABLE COEFFICIENT STD. ERROR STD REG OF COEFF COEFF TOLERANCE				F TO REMOVE LEVEL				VARIABLES NOT IN EQUATION									
(Y-INTERCEPT 1.98878)				W1 1 0.00011 0.339 0.8369 25.89 1													
W3 3 0.13901 0.0221 0.543 0.82659 29.72				W2 2 0.79148 0.82580 83.05 1													
STEP NO. 3																	
VARIABLE ENTERED 2 W2																	
MULTIPLE R 0.9396																	
MULTIPLE R-SQUARE 0.8829																	
ADJUSTED R-SQUARE 0.8759																	
STD. ERROR OF EST. 0.0965																	
VARIABLES IN EQUATION FOR y																	
VARIABLE COEFFICIENT STD. ERROR STD REG OF COEFF COEFF TOLERANCE				F TO REMOVE LEVEL				VARIABLES NOT IN EQUATION									
(Y-INTERCEPT 1.94276)				W1 1 0.78587E-02 0.8626E-01 0.488 0.82580 83.85 1													
W2 2 0.92945E-02 0.7013E-01 0.943 0.78021 89.63 1				W3 4 0.69997E-02 0.7013E-01 0.943 0.78021 89.63 1													
W4 4 0.08185 0.0130 0.320 0.68258 29.86																	
STEP NO. 4																	
VARIABLE ENTERED 1 W1																	
MULTIPLE R 0.9861																	
MULTIPLE R-SQUARE 0.9729																	
ADJUSTED R-SQUARE 0.9701																	
STD. ERROR OF EST. 0.0473																	
VARIABLES IN EQUATION FOR y																	
VARIABLE COEFFICIENT STD. ERROR STD REG OF COEFF COEFF TOLERANCE				F TO REMOVE LEVEL				VARIABLES NOT IN EQUATION									
(Y-INTERCEPT 1.94878)				W1 1 0.08932 0.0004 0.401 0.55586 128.66 1													
W2 2 0.92945E-02 0.4317E-01 0.971 0.77857 88.08 1				W3 2 0.92945E-02 0.4317E-01 0.971 0.77857 88.08 1													
W4 4 0.94745E-02 0.3963E-01 0.736 0.56984 371.70 1				W5 4 0.94745E-02 0.3963E-01 0.736 0.56984 371.70 1													
STEP NO. 5																	
VARIABLE ENTERED 4 W4																	
MULTIPLE R 0.9861																	
MULTIPLE R-SQUARE 0.9729																	
ADJUSTED R-SQUARE 0.9701																	
STD. ERROR OF EST. 0.0469																	
VARIABLES IN EQUATION FOR y																	
VARIABLE COEFFICIENT STD. ERROR STD REG OF COEFF COEFF TOLERANCE				F TO REMOVE LEVEL				VARIABLES NOT IN EQUATION									
(Y-INTERCEPT 1.94878)				W1 1 0.08932 0.0004 0.401 0.55586 128.66 1													
W2 2 0.92945E-02 0.4317E-01 0.971 0.77857 88.08 1				W3 2 0.92945E-02 0.4317E-01 0.971 0.77857 88.08 1													
W4 4 0.94745E-02 0.3963E-01 0.736 0.56984 371.70 1				W5 4 0.94745E-02 0.3963E-01 0.736 0.56984 371.70 1													

***** F LEVELS (4.000, 3.900) ON TOLERANCE INSUFFICIENT FOR FURTHER STEPPING

٧- وتلخص الخطوة رقم 4 في الشكل (٢-٨) إضافة المتغير X_1 إلى نموذج يتضمن المتغيرات X_2, X_3 و X_4 . وبعدها يجري اختبار ما إذا كان ينبغي حذف X_2 أو X_3 أو X_4 . والإحصاءات F^* مبينة تحت العنوان "متغيرات في المعادلة" في الخطوة 4. لاحظ أن:

$$F_4^* = \frac{MSR(X_4 | X_1, X_2, X_3)}{MSE(X_1, X_2, X_3, X_4)} = 0.04$$

هو الأصغر، وقيمه أقل من 3.9 وبالتالي نلغي X_4 .

٨- وتلخص الخطوة رقم 5 إلغاء X_4 من النموذج. وبما أن المتغير المرشح الوحيد الباقي هو X_4 ، وقد ألغي لشوه من النموذج، فلا يمكن إدخاله إلى النموذج الآن، وبالتالي تدرس الخوارزمية الآن قيم " F - للحذف" في الخطوة رقم 5 وهي تشير إلى أن F_1^* هي الأصغر. وبما أن هذه القيمة لا تتجاوز 3.9 فلا يُحذف X_1 من النموذج وتنتهي عملية البحث.

وهكذا فإن خوارزمية البحث خطوة بخطوة تحدد (X_1, X_2, X_3) "كأفضل" مجموعة جزئية من المتغيرات X ، وهي نتيجة يتفق أن تكون منسجمة مع تحليلاتنا السابقة القائمة على أسلوب جميع الانحدارات الممكنة.

تعليقات

٩- في مثال وحدة الجراحة، كانت متطلبات حد التساهل محققة دائماً، وبالتالي لم نستثن أي متغير من النموذج كنتيجة لارتباط مرتفع بينه وبين المتغيرات X الأخرى في النموذج.

٢- يمكن أن تتغير القواعد الخاصة بدخول متغيرات وحذفها والموضحة في المثال. وعلى سبيل المثال، يمكن استخدام قيم لـ " F - للدخول" و " F - للحذف" وذلك وفقاً لعدد درجات الحرية المصاحب لـ MSE في الإحصاء F^* . إلا أن مثل هذا التحسين لا يُستخدم، في الغالب، وتُستخدم بدلاً من ذلك قيم مثبتة، باعتبار أن الاختبارات المتكررة في طريقة البحث لا تسمح بتفسيرات احتمالية دقيقة.

٣- لا حاجة لاختيار القيمتين الحديتين لـ F من أجل إضافة متغير أو حذفه بدلالة مستويات معنوية تقريبية، بل يمكن تحديدها بصورة وصفية بدلالة التخفيض في الخطأ. وعلى سبيل المثال، يمكن تحديد 2.0 كقيمة F من أجل إضافة متغير مع التصور بأنه حالما نضيف المتغير فإن التخفيض الهامشي للخطأ المصاحب لهذه الإضافة ينبغي أن لا يقل عن ضعف متوسط مربعات الخطأ الباقي.

٤- يمثل اختيار قيمتي " F - للدخول" و " F - للحذف" في الأساس نوعا من الموازنة بين نزعتين متضادتين. وقد بينت دراسات محاكاة أنه من أجل مجموعات كبيرة من المتغيرات المستقلة غير المرتبطة والتي تم توليدها بحيث لا تكون مرتبطة بالمتغير التابع، يُنتج استخدام قيم صغيرة أو صغيرة باعتدال لقيم " F - للدخول" طريقة منفتحة جدا، أي طريقة تسمح بدخول أكثر مما ينبغي من المتغيرات المستقلة إلى النموذج. وعلى الوجه الآخر، فإن النماذج الناتجة عن طريقة اختيار آلية بقيم كبيرة لـ " F - للدخول" هي في الغالب نماذج مختزلة أكثر مما ينبغي، مما يُنتج فرط تقدير بالزيادة لـ η^2 وتكون الطريقة محافظة جدا، (انظر المرجعين [12.3] و [12.4]).

٥- يجب أن لا تكون القيمة الدنيا المقبولة لـ " F - للدخول" أقل أبدا من القيمة العظمى المقبولة لـ " F - للحذف"؛ وإلا فيمكن الوقوع في حلقة مفرغة حيث يدخل متغير ثم يُلغى بصورة مستمرة.

٦- لا يعكس ترتيب دخول المتغيرات إلى النموذج أهميتها النسبية. ففي مثال وحدة الجراحة، على سبيل المثال، كان X_4 أول متغير دخل النموذج، مع أنه في النهاية ألغى.

٧- يطبق روتين انحدار الخطوة فخطوة الذي استخدمناه معاملات الارتباط الجزئي في كل مرحلة. وبصورة مكافئة، يمكن استخدام هذه القيم لغربلة المتغيرات X بدلا من القيم F^* ، وفي الحقيقة تستخدم بعض الروتينات، في الواقع، معاملات الارتباط الجزئي للغربلة.

٨- وأحد المآخذ على طريقة بحث انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام هو أنها تفترض وجود مجموعة جزئية بمفردها كمجموعة "أفضل" من المتغيرات X وتهدف إلى

تحديدها. وكما ذكرنا سابقا، ليس هناك، في الغالب، مجموعة جزئية وحيدة يمكن اعتبارها المجموعة الجزئية "الأفضل". والمأخذ الآخر على روتين انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام هو أنها تصل أحيانا إلى مجموعة جزئية "أفضل" غير منطقية، وذلك عندما يكون الارتباط عاليا جدا بين المتغيرات X .

طرق بحث آلية أخرى

هناك عدد من طرق البحث الآلية التي اقترحت لإيجاد مجموعة جزئية "أفضل" من المتغيرات المستقلة. ونذكر هنا اثنتين منها. إلا أن أيا من الطريقتين لم تكتسب القبول الذي اكتسبته طريقة بحث الخطوة فخطوة إلى الأمام. الاختيار بالإضافة. طريقة البحث هذه هي نسخة مبسطة من انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام. إذ تلغي اختبار ما إذا كان ينبغي حذف المتغير من النموذج بعد أن يتم دخوله إليه.

الاختيار بالحذف. وطريقة البحث هذه معاكسة تماما لطريقة الاختيار بالإضافة. إذ تبدأ بنموذج يتضمن جميع المتغيرات X المرشحة وتحدد المتغير الموافق لأصغر قيمة لـ F^* مثلا القيمة لـ X_1 هي:

$$F_1^* = \frac{MSR(X_1 | X_2, \dots, X_{p-1})}{MSE(X_1, \dots, X_{p-1})} \quad (12.20)$$

وإذا كانت القيمة الدنيا F_X^* لـ F^* أقل من قيمة محددة سلفا فيلغى المتغير X ويجري عندئذ توفيق النموذج المتضمن لمتغيرات التنبؤ الـ $p-2$ الباقية، ثم يتم تحديد المرشح التالي للحذف. وتستمر هذه العملية حتى يصبح إلغاء المزيد من المتغيرات X غير ممكن. ويمكن تكييف هذه الطريقة أيضا بحيث يطرأ عليها تعديل "خطوة فخطوة" يسمح لمتغيرات كانت قد حذفت سابقا بأن تضاف في مرحلة لاحقة، ويدعى هذا التعديل طريقة انحدار الخطوة فخطوة إلى الوراء.

ملاحظة

يجادل بعض الإحصائيين لصالح البحث خطوة فخطوة إلى الوراء بالمقارنة مع البحث خطوة فخطوة إلى الأمام وذلك عندما يكون عدد المتغيرات في جملة المتغيرات X

المرشحة صغيرا أو معتدلا (انظر المرجع [12.5]) وتستند حجتهن في المقام الأول على حالات يكون من المفيد فيها كخطوة أولى النظر إلى كل متغير مستقل في دالة الانحدار بعد تعديله من أجل جميع المتغيرات المستقلة الأخرى في جملة المتغيرات X المرشحة.

خيارات حاسوبية وتحسينات

ركزت مناقشتنا لطرق الاختيار الآلي الرئيسة (لأفضل) مجموعة جزئية من المتغيرات X على المسائل الفكرية الأساسية وليس على الخيارات والتحسينات المتوافرة في حزم حاسوبية معينة. ومن المهم جدا أن نفهم تماما خصائص معينة للحزمة التي سنستخدمها، بحيث يمكن استخدام الحزمة بذكاء. ففي بعض الحزم يوجد خيار لنماذج انحدار عبر الأصل. وتسمح بعض الحزم بإدخال المتغيرات إلى النموذج أزواجا واختيارها أزواجا، أو وفق تجميعات أخرى، بدلا من إدخالها واختيارها فرادى، وذلك للتوفير في زمن الحسابات أو لأسباب أخرى. وبعض الحزم تقوم، حال التعرف على نموذج الانحدار الأفضل، بتوفيق جميع نماذج الانحدار الممكنة التي تتضمن العدد نفسه من المتغيرات وتطور معلومات عن كل نموذج بحيث يمكن للمستخدم أن يجد اختياره النهائي. وهناك اختيارات في بعض برامج الخطوة فخطوة لقصر متغيرات على نموذج الانحدار؛ ومثل هذه المتغيرات لأتحذف حتى لو أصبحت قيم R^2 الخاصة بها منخفضة جدا.

ويخدم تنوع هذه الاختيارات والخصائص للتأكيد على نقطة ذكرناها سابقا: لا توجد طريقة وحيدة للبحث عن مجموعات جزئية "جيدة" من المتغيرات X ولا بد لعناصر ذاتية أن تلعب دورا مهما في عملية البحث.

اختيار متغيرات باستخدام انحدار الحافة

ناقشنا في الفقرة (١١-٧) استخدام انحدار الحافة للمساعدة في التغلب على مشاكل تتصل بالخطية المتعددة بين المتغيرات X ويمكن أيضا استخدام أثر الحافة المذكور هناك (شكل (٨-١١)، صفحة ٥٤١) لتحديد المتغيرات التي يمكن حذفها من نموذج الانحدار. وقد اقترح إلغاء المتغيرات، التي يكون أثر الحافة الخاص بها غير مستقر، ومعاملا ينحو إلى القيمة صفر. وينبغي أيضا حذف المتغيرات التي يكون أثر

الخافق من أجلها مستقرا ولكن عند قيمة صغيرة جدا. وأخيرا، ينبغي اعتبار المتغيرات ذات آثار الخافقة غير المستقرة والتي لا تنحرف في اتجاه الصفر كمتغيرات مرشحة للحذف.

(١٢-٥) تحسين النموذج واختياره

تنتج غربة المتغيرات، بعملية اختيار حاسوبية أو غيرها، في العادة، عددا صغيرا من النماذج المرشحة. وتحتاج هذه النماذج عندئذ إلى مزيد من الدراسة لمصادقيتها باستخدام طرق التشخيص في الفصلين الرابع والحادي عشر. وغالبا ما يعتمد الاختيار النهائي لنموذج الانحدار اعتمادا كبيرا على نتائج التشخيص هذه. وعلى سبيل المثال، قد يتأثر توفيق نموذج متأثرا كبيرا بمشاهدة واحدة في حين لا يتأثر نموذج آخر. ومن جديد، قد يُظهر أحد النماذج التوفيقية ارتباطات بين حدود الخطأ في حين لا يُظهر نموذج آخر مثل ذلك.

وعندما تتوافر مشاهدات مكررة، يمكن القيام باختبارات رسمية لنقص التوفيق. وفي جميع الأحوال، يمكن استخدام تشكيلة من التجليات ورسومات الراسب لتحديد أي نقص في التوفيق، أو مشاهدات قاصية، أو مشاهدات مؤثرة. وعندما تستثني المجموعة الأصلية من المتغيرات X المرشحة، وعدتها $I - P$ ، الحدود الجذائية والحدود الأسية في المتغيرات المستقلة، بغية حفظ مسألة الاختيار ضمن حدود منطقية، فقد يكون من المفيد القيام برسومات راسب مقابل مثل هذه المتغيرات "الغائبة"، أو زيادة كل من المجموعات الجزئية "الجيدة" من المتغيرات المستقلة بإضافة حدود جذائية و/أو حدود قوى، وذلك للتعرف على طرق يمكن أن تؤدي إلى مزيد من التحسين في توفيق النموذج.

وعند استخدام طريقة اختيار آلية وتحديد نموذج بمفرده بأنه النموذج "الأفضل"، فينبغي أيضا استطلاع نماذج أخرى. وإحدى الإجراءات الممكنة هي استخدام عدد المتغيرات المستقلة في النموذج الموسوم بأنه "الأفضل" كتقدير لعدد المتغيرات المستقلة التي نحتاجها في نموذج الانحدار. وعندئذ يستطلع الباحث ويحدد نماذج مرشحة أخرى تتضمن، على وجه التقريب، العدد نفسه من المتغيرات المستقلة الذي حددته الطريقة الآلية.

وسنوضح الآن تحسين النموذج وطور الاختيار النهائي في عملية بناء نموذج من خلال مثال وحدة الجراحة.

مثال

بما أننا بدأنا بجملة صغيرة من المتغيرات المستقلة المرشحة في مثال وحدة الجراحة، فمن الممكن توليد جميع نماذج الانحدار الممكنة من المرتبة الأولى، وذلك من أجل المتغيرات المستقلة الأربعة في الجملة. ولنتذكر أن جميع المعايير قد اقترحت النموذج المتضمن لـ X_1 ، X_2 و X_3 كأفضل نموذج. وبالتالي فسيركز اختيار وتحسين النموذج هنا على مزيد من الدراسة للانحناء وتأثيرات التفاعل، والخطية المتعددة، والمشاهدات المؤثرة، لنموذج الانحدار المتضمن لـ X_1 ، X_2 و X_3 وذلك باستخدام الرواسب والتشخيصات الأخرى.

ولمزيد من الفحص لتأثيرات التفاعل، فقد تم توفيق نموذج انحدار يتضمن الحدود من المرتبة الأولى في X_1 ، X_2 و X_3 وجميع حدود التفاعل الثنائية ورُسمت روااسب هذا النموذج مقابل حد التفاعل الثلاثي $X_1 X_2 X_3$ ولا يقترح هذا الرسم (غير مبين هنا) أي حاجة لحد تفاعل ثلاثي المتغيرات في نموذج الانحدار.

وبالإضافة إلى ذلك، فقد تم توفيق نموذج انحدار يتضمن X_1 ، X_2 و X_3 في حدود من المرتبة الأولى وجميع حدود التفاعل ذات المتغيرين وحد التفاعل ثلاثي المتغيرات. وقد أدت إضافة جميع حدود التفاعل إلى زيادة R^2 إلى 0.979 فقط بالمقارنة مع قيمة 0.972 لـ R^2 في نموذج من المرتبة الأولى في المتغيرات المستقلة الثلاثة. وبالاستناد إلى هذه النتائج وإلى نتائج سابقة تقرر أن لا يتضمن نموذج الانحدار أي حدود تفاعل.

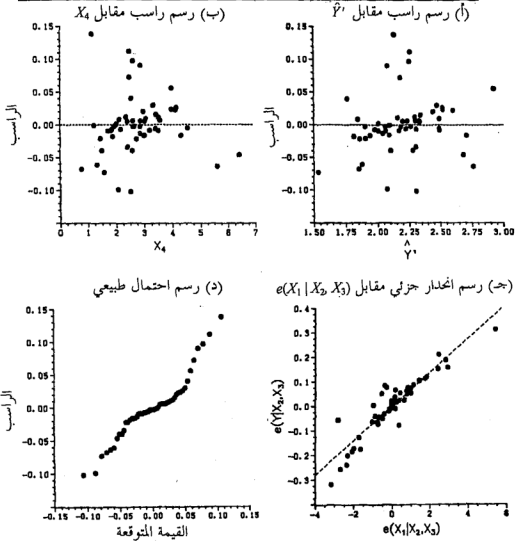
ويتضمن الشكل (١٢-٩) بعض الرسوم التشخيصية الإضافية التي تم توليدها للتحقق من صلاحية نموذج المرتبة الأولى:

$$Y_i' = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \varepsilon_i \quad (12.21)$$

والنقاط التالية جديرة بالملاحظة:

١- لا يقدم رسم الراسب مقابل X_4 القيم التوفيقية، في الشكل (٩-١٢) أ، أي دليل على انحرافات جدية عن النموذج المفروض.

شكل (٩-١٢) رسوم الراسب وتشخيصات أخرى لمثال وحدة الجراحة - نموذج الانحدار (12,21)



٢- يبين الشكل (٩-١٢) ب رسم الراسب مقابل X_4 المتغير المستقل غير الموجود في النموذج. ويبين هذا الرسم أنه لاجابة لوجود وظيفة الكبد X_4 في النموذج المعد

للتنبؤ بالفترة التي يعيشها المريض بعد الجراحة.

٣- يبين رسم الانحدار الجزئي في الشكل (٩-١٢) جد إمكانية وجود تأثير منحني للمتغير X_1 . وقد تم تحرّي هذه الامكانية بإضافة حد تربيعي X_1^2 إلى النموذج وباستخدام التحويل اللوغاريتمي لـ X_1 . ولم يقدم أي من هذين التدبيرين العلاجين تحسّينا يُذكر.

٤- يبين رسم الاحتمال الطبيعي في الشكل (٩-١٢) د شيئا من الابتعاد عن الخطية. وكذلك فإن معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وبين قيمها المتوقعة تحت الطبيعية، وقيمته 0.959 أقل بقليل من القيمة الحرجة الموافقة لمستوي معنوية 0.01 في الجدول (٣-٤)، مما يشير إلى بعض الحيدان عن الطبيعية.

وعلى أي حال، فإن مشكلة عدم توافر التوزيع الطبيعي لم تعتبر هنا مشكلة جدية، إذ اقترح فحص الرواسب في الجدول (٤-١٢) ورسم الاحتمال الطبيعي في الشكل (٩-١٢) د أن الحيدان عن الطبيعية هو بصورة رئيسة في ذيلي التوزيع. وإلى حد ما، هناك من الرواسب القاصية أكثر مما هو متوقع تحت الطبيعية.. ومع ذلك فهناك واحد فقط من الرواسب المعيرة تقديرا، وعدّتها 54، يتجاوز في قيمته المطلقة 3، وجميع الرواسب القاصية الأخرى أصغر بكثير. وبالنظر إلى هذا المؤشر فإن الرواسب القاصية هي من النوع المعتدل، وطالما أن العينة من 54 مشاهدة هي عينة كبيرة الحجم نسبيا، فقد استتب الشعور بأن حيدانا معتدلا عن الطبيعية سوف لا يكون له أي أثر جدي على ما سنستقره من نموذج الانحدار.

وقد دُرست الخطية المتعددة بحساب عوامل تضخم التباين:

المتغير	$(VIF)_k$
X_1	1.03
X_2	1.01
X_3	1.02

وكما يمكن رؤيته من هذه النتائج فإن الخطية المتعددة بين المتغيرات المستقلة الثلاثة ليست مشكلة.

ويتضمن الجدول (٤-١٢) نتائج بعض التحريات التشخيصية الخاصة بالملاحظات القاصية والملاحظات المؤثرة والقياسات المقدمة في الأعمدة من (١) إلى (٧) هي الرواسب e_i في (11.16)، وقيم العزم h_{ii} في (11.13)، والرواسب المعيرة تقديراً بصورة داخلية e_i^* في (11.19)، ورواسب الحذف d_i في (11.20)، ورواسب الحذف المعيرة تقديراً d_i^* في (11.23)، وقيم الـ (*DFFITs*) في (11.26)، وقياسات مسافة كوك D_i في (11.29). والنقاط التالية حول التشخيصات في الجدول (٤-١٢)، هي نقاط جديرة بالملاحظة:

١- الملاحظة 22 قاصية في Y ، وذلك وفقاً لكل من راسبها المعير تقديراً وراسب حذفها المعير تقديراً، فهي تنأى بأكثر من ثلاثة انحرافات معيارية. ويمكن اعتبار الملاحظة 27 على التحريم.

٢- وباستخدام $2p/n = 2(4)/54 = 1.148$ كدليل لتحديد الملاحظات القاصية في X ، نلاحظ أن الملاحظات 13، 17، 28، 32 و38 هي ملاحظات قاصية وفقاً لقيم عزومها. وبالمصادفة، فإن رسوم الجذع والورقة لمتغير واحد لا تحدد بوضوح الملاحظة 13 كملاحظة قاصية. وما نشاهده هنا هو قيمة تحدد القاصية في حالة متغيرات متعددة.

٣- ولتحديد نفوذ أو تأثير الملاحظات 13، 17، 22، 27، 28، 32 و38 نعتبر قيم (*DFFITs*) ومسافة كوك لكل منها. ووفقاً لكل من هذين المقياسين، فإن الملاحظة 38 هي الملاحظة الأكثر نفوذاً من بينها بقيمة $(DFFITs)_{38} = 1.5282$ وقيمة $D_{38} = 0.5336$. وبالعودة إلى التوزيع F بـ 4 و 50 درجة من الحرية، نلاحظ أن قيمة كوك تقابل المئين 29. وهكذا يبدو أن نفوذ الملاحظة 38 ليس كبيراً إلى الحد الذي يستدعي تدبيراً علاجياً، وبالتالي فإن الملاحظات القاصية الأخرى لا تبدو بدورها مفردة التأثير.

جدول (٤-١٢) تشخيصات مختلفة للنال وحدة الجراحة - نموذج الانحدار (12.21)

رقم الحالة	(١)	(٢)	(٣)	(٤)	(٥)	(٦)	(٧)
i	e_i	h_{ii}	e_i^*	d_i	d_i^*	$(DFFITS)_i$	D_i
1	0.0059	0.0264	0.1274	0.0061	0.1262	0.0208	0.0001
2	-0.0093	0.0295	-0.2016	-0.0096	-0.1996	-0.0348	0.0003
3	-0.0065	0.0452	-0.1427	-0.0068	-0.1413	-0.0307	0.0002
4	0.0017	0.0789	0.0388	0.0019	0.0384	0.0112	0.0000
5	-0.0162	0.1234	-0.3700	-0.0185	-0.3668	-0.1376	0.0048
6	-0.0209	0.0622	-0.4609	-0.0223	-0.4572	-0.1178	0.0035
7	-0.0026	0.0472	-0.0578	-0.0028	-0.0572	-0.0127	0.0000
8	-0.0394	0.0534	-0.8639	-0.0416	-0.8617	-0.2047	0.0105
9	-0.1020	0.0311	-2.2108	-0.1053	-2.3041	-0.4131	0.0393
10	-0.0339	0.0720	-0.7499	-0.0365	-0.7466	-0.2080	0.0109
11	0.0263	0.0500	0.5747	0.0276	0.5708	0.1310	0.0043
12	-0.0181	0.0812	-0.4021	-0.0197	-0.3987	-0.1185	0.0036
13	0.0560	0.1495	1.2955	0.0658	1.3046	0.5469	0.0737
14	0.0238	0.0498	0.5219	0.0251	0.5181	0.1186	0.0036
15	-0.0057	0.0478	-0.1246	-0.0060	-0.1234	-0.0277	0.0002
16	0.0052	0.0448	0.1137	0.0055	0.1126	0.0244	0.0002
17	-0.0162	0.1499	-0.3741	-0.0190	-0.3709	-0.1558	0.0062
18	-0.0727	0.1271	-1.6610	-0.0833	-1.6917	-0.6454	0.1004
19	0.0067	0.0361	0.1447	0.0069	0.1433	0.0277	0.0002
20	0.0059	0.0250	0.1269	0.0060	0.1256	0.0201	0.0001
21	-0.0133	0.0289	-0.2880	-0.0137	-0.2854	-0.0492	0.0006
22	0.1383	0.1274	3.1588	0.1585	3.4951	1.3353	0.3641
23	0.0084	0.1240	0.1916	0.0096	0.1897	0.0714	0.0013
24	0.0155	0.0229	0.3347	0.0159	0.3317	0.0508	0.0007
25	0.0204	0.0463	0.4461	0.0214	0.4425	0.0975	0.0024
26	0.0111	0.0196	0.2387	0.0113	0.2365	0.0334	0.0003
27	0.1118	0.0311	2.4222	0.1153	2.5522	0.4571	0.0471
28	-0.0636	0.2619	-1.5781	-0.0861	-1.6027	-0.9546	0.2209
29	-0.0215	0.0474	-0.4704	-0.0226	-0.4667	-0.1042	0.0028
30	0.0970	0.0430	2.1153	0.1014	2.1945	0.4654	0.0503

جدول (٤-١٢) تتمة									
0.0499	-0.4529	-1.5270	-0.0737	-1.5071	0.0808	-0.0677	31		
0.0625	0.4997	0.9656	0.0510	0.9662	0.2113	0.0402	32		
0.0002	-0.0305	-0.1894	-0.0091	-0.1912	0.0252	-0.0089	33		
0.0037	0.1216	0.6425	0.0308	0.6463	0.0346	0.0298	34		
0.0000	-0.0083	-0.0529	-0.0025	-0.0534	0.0239	-0.0025	35		
0.0000	-0.0125	-0.0558	-0.0027	-0.0563	0.0479	-0.0026	36		
0.1463	-0.7979	-2.3183	-0.1102	-2.2231	0.1059	-0.0985	37		
0.5336	1.5282	2.3903	0.1271	2.2850	0.2902	0.0902	38		
0.0164	0.2600	1.5873	0.0743	1.5637	0.0261	0.0723	39		
0.0003	-0.0332	-0.1832	-0.0088	-0.1850	0.0317	-0.0085	40		
0.0002	-0.0289	-0.1511	-0.0073	-0.1526	0.0353	-0.0070	41		
0.0791	-0.5682	-1.4124	-0.0707	-1.3986	0.1393	-0.0608	42		
0.0394	-0.3972	-1.0547	-0.0528	-1.0535	0.1242	-0.0462	43		
0.0000	-0.0095	-0.0578	-0.0028	-0.0584	0.0265	-0.0027	44		
0.0174	-0.2629	-0.8748	-0.0429	-0.8769	0.0828	-0.0394	45		
0.0020	-0.0876	-0.3375	-0.0165	-0.3406	0.0631	-0.0155	46		
0.0008	0.0574	0.2115	0.0104	0.2135	0.0686	0.0097	47		
0.0059	0.1528	0.5040	0.0249	0.5078	0.0841	0.0228	48		
0.0001	0.0197	0.1277	0.0061	0.1290	0.0233	0.0060	49		
0.0004	-0.0378	-0.1173	-0.0058	-0.1185	0.0941	-0.0053	50		
0.0000	-0.0053	-0.0192	-0.0009	-0.0193	0.0714	-0.0009	51		
0.0000	-0.0057	-0.0166	-0.0008	-0.0168	0.1054	-0.0007	52		
0.0005	0.0428	0.2603	0.0125	0.2627	0.0264	0.0122	53		
0.0008	-0.0573	-0.1771	-0.0088	-0.1789	0.0948	-0.0080	54		

وقد جرى أيضا فحص مباشر لتأثير الملاحظة 38 على الاستقرارات ذات

الأهمية. وهنا فإن الاستقرارات ذات الأهمية الرئيسة هي في توفيق نموذج الانحدار لأن النموذج معد لاستخدامه في الحصول على تنبؤات ضمن مدى المشاهدات X . وبالتالي فقد قورنت كل قيمة توفيقية \hat{Y}_i مستندة إلى المشاهدات الـ 54 جميعها بالقيمة التوفيقية $\hat{Y}_{i(38)}$ عند حذف الملاحظة 38، عند توفيق نموذج الانحدار، ومتوسط مطلق الفروق النسبية المثوية:

$$\left| \frac{\hat{Y}_{i(38)} - \hat{Y}_i}{\hat{Y}_i} \right| 100$$

هو 0.2 بالمائة فقط، وأعلى مطلق فروق نسبية مئوية (وهو للملاحظة 38) يبلغ 1.85 بالمائة. وهكذا لا نجد للملاحظة 38 تأثيراً على القيم التوفيقية متفاوتاً إلى الحد الذي يدعو إلى عمل علاجي.

٤- والخلاصة أن التحليل التشخيصي قد حدد عدداً من المشاكل المهمة ولكن أياً منها لم تُعتبر حدية إلى الحد الذي يستدعي القيام بعلاج.

وكتيجة لذلك فقد اختير نموذج الانحدار (12.21) من بين النماذج المتنافسة المختلفة كي نقوم أخيراً بالتحقق من صحته. ونتائج توفيق هذا النموذج لبيانات الجدول (١٠-١٢) معطاة في الجدول (٥-١٢) في العمود الذي عنوانه "مجموعة بيانات بناء النموذج".

ودالة الانحدار المقدرة للنموذج الذي اختير هي:

$$\hat{Y}' = 0.84 + 0.0692X_1 + 0.00929X_2 + 0.00952X_3 \quad (12.22)$$

جدول (٥-١٢) نتائج الحدار مبنية على مجموعة بيانات بناء نموذج وعلى مجموعة بيانات التحقق من صحة نموذج وذلك من أجل مثال وحدة الجراحة - نموذج الانحدار (12.21)

الإحصاء	مجموعة بيانات بناء النموذج	مجموعة بيانات التحقق من صحة النموذج
b_0	.484	.501
$s\{b_0\}$.043	.042
b_1	.0692	.0674
$s\{b_1\}$.0041	.0050
b_2	.00929	.0101
$s\{b_2\}$.00038	.00037
b_3	.00952	.00974
$s\{b_3\}$.00031	.00030
SSE	.1099	.1056
$PRESS$.1405	-
MSE	.0022	.0021
$MSPR$	-	.0072
R^2	.972	.978

(٦-١٢) التحقق من صحة نموذج

والخطوة النهائية في عملية بناء نموذج هي التحقق من صحة نموذج الانحدار الذي تم اختياره. وينطوي التحقق من صحة نموذج عادة على فحص النموذج بتطبيقه على بيانات مستقلة. وبما أن نماذج الانحدار تُستخدم، في الغالب، لأغراض متنوعة، فينبغي استخدام عدة طرق مختلفة للتحقق من صحة نموذج حيثما يكون ذلك ممكناً عملياً. وفيما يلي ثلاث طرق أساسية للتحقق من صحة نموذج:

- ١- جميع بيانات جديدة لفحص النموذج وقدرته التنبؤية.
 - ٢- مقارنة النتائج بتوقعات نظرية، وبتائج تجريبية سابقة، وبتائج محاكاة.
 - ٣- الاستفادة من جزء من العينة احتفظ بها لفحص النموذج وقدرته التنبؤية.
- وسنناقش الآن كلا من هذه الطرق على التوالي.

تجميع بيانات جديدة لفحص نموذج

إن أفضل وسائل التحقق من صحة نموذج هي من خلال تجميع بيانات جديدة. والفرض من تجميع بيانات جديدة هو أن تتمكن من فحص ما إذا كان نموذج الانحدار طورناه من بيانات سابقة لا يزال قابلاً للتطبيق على البيانات الجديدة. وإذا كان الأمر كذلك فسنطمئن إلى قابلية تطبيق النموذج فيما وراء البيانات التي بُني عليها. وهناك تشكيلة من الطرق لفحص صحة نموذج انحدار بالاستناد إلى بيانات جديدة. إحداها هي إعادة تقدير صيغة النموذج الذي اختير سابقاً مستخدمين البيانات الجديدة، ثم مقارنة معاملات النموذج الجديد وخواصه المختلفة من حيث اتساقها مع تلك الخاصة بنموذج الانحدار المبني على البيانات السابقة. وإذا كانت النتائج منسجمة (أو متسقة) فسيؤاخر لنا دعم قوي للزعم بأن نموذج الانحدار الذي اختير قابلاً للتطبيق تحت ظروف أوسع من تلك المتصلة بالبيانات الأصلية.

وطريقة أخرى لفحص صحة نموذج هو استخدام البيانات الجديدة لإعادة تقدير جميع النماذج "الجيدة" التي اعتُبرت سابقاً وذلك لرؤية ما إذا كان النموذج الذي اختير لا يزال النموذج المفضل بالنسبة للبيانات الجديدة. وإذا كان الأمر كذلك فسنطمئن إلى فعالية النموذج الذي اختير تحت شروط جديدة.

وهناك طريقة ثالثة مصممة لمعايرة المقدرة التنبؤية لنموذج الانحدار الذي اختير إذ عندما نظور نموذج انحدار من بيانات معطاة، فمما لاشك فيه أن اختيار النموذج الذي اختير كان في معظمه بسبب توافقه توافقاً جيداً مع البيانات المتوافرة. ومن أجل نتائج عشوائية مختلفة في مجموعة البيانات، كان يمكن الوصول إلى نموذج مختلف من حيث المتغيرات المستقلة التي يتضمنها و/أو ما يتضمنه النموذج من صيغ دالية في هذه المتغيرات ومن حدود تفاعل بينها. وإحدى نتائج عملية تطوير النموذج هذه هي أن يميل متوسط مربعات الخطأ إلى أن يُفصح بحق عن خاصية التغير في التنبؤات المستقبلية MSE للنموذج المختار، وإنما ينحرف إلى التخفيف منها.

وإحدى وسائل قياس القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار المختار هي استخدام هذا النموذج للتنبؤ بكل مشاهدة في مجموعة البيانات الجديدة ثم حساب متوسط مربعات أخطاء التنبؤ، وسنرمز لها بـ $MSPR$ (meansquare prediction error):

$$MSPR = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n^*} \quad (12.23)$$

حيث:

Y_i قيمة متغير الاستجابة في المشاهدة من مجموعة البيانات الجديدة.
 \hat{Y}_i القيمة التنبؤية للمشاهدة i في مجموعة البيانات الجديدة محسوبة باستخدام النموذج الناتج عن البيانات الأصلية.
 n^* عدد المشاهدات في مجموعة البيانات الجديدة.

وإذا كان متوسط مربعات خطأ التنبؤ $MSPR$ قريباً مقبولا من MSE الناتج عن توفيق نموذج الانحدار للبيانات الأصلية، فلا يكون MSE متوسط مربعات الخطأ لنموذج الانحدار المختار منحازاً عندئذ انحيازاً جديداً ويعطي مؤشراً مناسباً للمقدرة التنبؤية للنموذج. وإذا كان متوسط مربعات خطأ التنبؤ أكبر بكثير من MSE ، فينبغي الاعتماد على متوسط مربعات خطأ التنبؤ كمؤشر لقدرة نموذج الانحدار المختار على التنبؤ مستقبلاً بصورة جيدة.

ملاحظة

عندما نجمع البيانات الجديدة تحت شروط تجريبية يمكن التحكم فيها، فمن المستحسن أن تتضمن هذه البيانات مشاهدات ذات أهمية رئيسية في مجال التحقق من المقدرة التنبؤية للنموذج. وإذا كان النموذج سيستخدم للقيام بتنبؤات فوق كامل مدى المشاهدات X ، فإحدى الإمكانات هي أن تشمل البيانات الجديدة نقاطا تنتشر بانتظام فوق فضاء المتغيرات X .

المقارنة مع نتائج نظرية أو دلالة تجريبية أو نتائج محاكاة

في بعض الحالات يمكن أن تكون النظرية أو نتائج محاكاة، أو نتائج تجريبية سابقة، مفيدة في تحديد ما إذا كان النموذج المختار معقولا. وينبغي القيام بمقارنة معاملات الانحدار وتنبؤات بتوقعات نظرية، بنتائج تجريبية سابقة، أو بنتائج محاكاة. ولسوء الحظ لا يوجد، في الغالب، إلا القليل من النتائج النظرية التي يمكن استخدامها للتحقق من صحة نماذج الانحدار.

تقسيم البيانات

الطريقة المفضلة إلى حد كبير للتحقق من صحة نموذج الانحدار هي طريقة تجميع بيانات جديدة. إلا أن هذا لا يكون، في الغالب، ممكنا ولا عمليا. وعندما تكون مجموعة البيانات كبيرة كبرا كافيا، فالبديل المعقول هو تقسيم البيانات إلى مجموعتين، الأولى، ويقال لها مجموعة بناء النموذج، تُستخدم لتطوير النموذج. ومجموعة البيانات الثانية، ويُقال لها مجموعة التنبؤ أو التقييم، تُستخدم لتقويم معقولية النموذج المختار ومقدرته التنبؤية. وتدعى هذه الطريقة، في الغالب التحقق المتصلب. ويشكل تقسيم البيانات، في واقع الأمر، محاكاة لإعادة الدراسة بصورة كاملة أو جزئية.

وتُستخدم مجموعة التقييم للتحقق من صحة النموذج بالطريقة نفسها التي تُستخدم فيها مجموعة بيانات جديدة. إذ يمكن إعادة تقدير معاملات الانحدار للنموذج المختار ومقارنتها مع المعاملات التي حصلنا عليها من مجموعة بناء النموذج من حيث اتساقها مع هذه المعاملات كما يمكن، أيضا، القيام بتنبؤات من أجل مجموعة التقييم

مستخدمين نموذج الانحدار الناشئ عن مجموعة بناء النموذج وذلك لمعايرة المقدرة التنبؤية لنموذج الانحدار هذا من أجل بيانات جديدة. وعندما تكون مجموعة المعايرة كبيرة، بما يكفي فيمكن أيضا دراسة كيف تصير حال النماذج "الجيدة"، التي اعتبرت في مرحلة اختيار النموذج، مع البيانات الجديدة.

وغالبا ما تقسم مجموعة البيانات بالتساوي إلى مجموعتي بناء نموذج وتقييم. ومن المهم، على أي حال، أن تكون مجموعة بناء النموذج كبيرة بما يكفي لتطوير نموذج يمكن الاعتماد عليه. ولنتذكر، في هذا السياق، أن عدد المشاهدات ينبغي أن يكون ستة إلى عشرة أضعاف عدد المتغيرات في مجموعة المتغيرات المستقلة. وهكذا عندما يوجد في المجموعة عشرة متغيرات مستقلة ينبغي أن تتضمن مجموعة بناء النموذج ما لا يقل عن 60 إلى 100 مشاهدة. وإذا لم تكن مجموعة البيانات بكاملها كبيرة بما يسمح بتقسيمها منصفة، فسيوجب عندئذ جعل مجموعة التقييم أصغر من مجموعة بناء النموذج.

ويمكن تقسيم البيانات بصورة عشوائية. والإمكانية الأخرى هي ملاءمة المشاهدات في أزواج ووضع مشاهدة من كل زوج في إحدى مجموعتي التقسيم. وعند تجميع البيانات بصورة تتابعية مع الزمن، يكون من المفيد، غالبا، اختيار نقطة زمنية تفصل بين مجموعتي البيانات. وبصورة عامة، نختار البيانات التي أخذت أولا لمجموعة بناء النموذج والبيانات اللاحقة لمجموعة التقييم. وعند وجود تأثيرات دورية أو موسمية في البيانات (مثلا، بيانات مبيعات) فينبغي أن تقع نقطة التقسيم حيث تتوازن الدورات.

ويمكن أن يخلق استخدام الزمن أو بعض الخواص الأخرى للبيانات لتقسيمها إلى مجموعتين بعض المشاكل. فقد تختلف الشروط بالنسبة لمجموعتي البيانات. وقد تكون مجموعة بيانات التقييم قد نتجت تحت ظروف سببية مختلفة عن تلك الخاصة بمجموعة بيانات النموذج، وعلى الوجه الآخر يمكن أن تمثل مجموعة بيانات التقييم امتدادا لمجموعة بيانات النموذج (مثلا، بيانات مبيعات جمعت فوق فترة زمنية). وقد تقود شروط مفاضلة كهذه إلى نقص في صحة النموذج وتشير إلى الحاجة إلى توسيع نموذج الانحدار بحيث يصبح قابلا للتطبيق ضمن أفق أوسع من الشروط. وقد يحتاج المرء

عندئذ إلى استخدام جزء من بيانات التقويم لتوسيع مدى مجموعة بيانات النموذج، بينما لا يزال يحتفظ إلى حد ما بمجموعة بيانات تقويم.

وأحد الطعون الممكنة لأسلوب تقسيم البيانات هو أن تباينات معاملات الانحدار المقدرة الناشئة عن مجموعة بيانات بناء النموذج ستكون عادة أكبر مما لو كنا قد حصلنا على المعاملات من توفيق مجموعة البيانات بكاملها. وعلى أي حال، فإن تلك التباينات سوف لا تكون بصورة عامة أكبر بكثير إذا كانت مجموعة بيانات بناء النموذج كبيرة بصورة معقولة. ومهما يكن الأمر فالممارسة المعتادة هي أن نستخدم مجموعة البيانات بكاملها لتقدير نموذج الانحدار النهائي، وذلك حالما ننتهي من التحقق من صحة النموذج، مع أن الأكثر سلامة، من الناحية النظرية، هو الاحتفاظ بالنموذج التوفيقي الذي حصلنا عليه من مجموعة بيانات بناء النموذج بمفردها.

ملاحظة

من أجل مجموعة بيانات صغيرة حيث يكون تقسيم البيانات غير عملي، يمكن استخدام طريقة الـ *PRESS* التي اعتبرناها سابقا كمعيار لاختيار مجموعات جزئية، كشكل من أشكال تقسيم البيانات بغية تقويم دقة تنبؤات النموذج. ولنتذكر أننا نتنبأ، وفق هذه الطريقة بكل مشاهدة مستخدمين دالة انحدار المربعات الدنيا الناشئة عن الـ $n-1$ مشاهدة الباقية. وسيتقترح اقتراب قيمتي *PRESS* و *SSE* من بعضهما إمكانية اعتبار *MSE* كمؤشر مشروع إلى حد ما، للمقدرة التنبؤية للنموذج المختار.

مثال

في مثال وحدة الجراحة اختير نموذج الانحدار التوفيقي (12.22) أخيرا كنموذج يُراد التحقق من صحته. ويبين الجدول (١٢-٥) معاملات الانحدار المقدرة، وانحرافات المعيارية المقدرة، وبعض الإحصاءات الأخرى المتعلقة بالنموذج التوفيقي.

وقد ذكرنا سابقا بعض الدلائل على صحة هذا النموذج التوفيقي وفق معايير داخلية. ولاحظنا في الجدول (١٢-٣) قرب $PRESS = 0.1405$ و $SSE = 0.1099$ من أجل هذا النموذج. وقيمة *PRESS* ستكون دائما أكبر من *SSE* لأن توفيق الانحدار مع

الغاء مشاهدة لا يمكن أن يكون في جودة انحدار توفيقى يتناول جميع المشاهدات بما فيه المشاهدة i ، وقيمة لـ $PRESS$ قريبة من SSE كما هو الحال هنا، تدعم صحة نموذج الانحدار التوفيقى كما تدعم اتخاذ MSE كمؤشر للمقدرة التنبؤية لهذا النموذج.

وللتحقق من صحة نموذج الانحدار المختار بمعايير خارجية، فقد تم الاحتفاظ بأربع وخمسين مشاهدة كمجموعة بيانات تقويم. وبيانات هذه المشاهدات معروضة في الجدول (٦-١٢). ومصنفة الارتباط لهذه البيانات (غير مبينة هنا) مشابهة تماما لتلك المبينة في الجدول (٢-١٢) لمجموعة بيانات بناء النموذج. ويبين الجدول (١٢-٥) معاملات الانحدار المقدرة، وانحرافاتها المعيارية المقدرة، وبعض الإحصاءات الأخرى، وذلك عند توفيق نموذج الانحدار (12.21) لمجموعة بيانات التقويم. لاحظ التوافق الجيد بين المجموعتين من معاملات الانحدار المقدرة، وبين قيمتي MSE في الحالتين وبين قيمتي R^2 في الحالتين.

جدول (٦-١٢) مجموعة بيانات تقويم - مثال وحدة الجراحة.

رقم المشاهدة i	درجة تخت الدم X_{11}	دليل التناذر X_{12}	اختبار وظيفة الانزيم X_{13}	اختبار وظيفة الكبد X_{14}	y_i
1	7.1	23	78	1.93	2.0326
2	4.9	66	91	3.05	2.4086
3	6.4	90	35	1.06	2.2177
4	5.7	35	70	2.13	1.9078
5	6.1	42	69	2.25	2.0035
6	8.0	27	83	2.03	2.0945
7	6.8	34	51	1.27	1.7652
8	4.7	63	36	1.71	1.7925
9	7.0	47	67	1.60	2.1292
10	6.7	69	65	2.91	2.2295
11	6.7	46	78	3.26	2.1524
12	5.8	60	86	3.11	2.3188
13	6.7	56	32	1.53	1.9039
14	6.8	51	58	2.18	2.0508
15	7.2	95	82	4.68	2.6525
16	7.4	52	67	3.28	2.2053
17	5.3	53	62	2.42	1.9246
18	3.5	58	84	1.74	2.1541

جدول (٦-١٢) تتمة

رقم المشاهدة i	درجة تخثر الدم X_{11}	دليل التآذر X_{12}	اختبار وظيفة اللانزيم X_{13}	اختبار وظيفة الكبد X_{14}	y_i
19	6.8	74	79	2.25	2.4970
20	4.4	47	49	2.42	1.7237
21	7.0	66	118	4.69	2.8339
22	6.7	61	57	3.87	2.1282
23	5.6	75	103	3.11	2.6884
24	6.9	58	88	3.46	2.4284
25	6.2	62	57	1.25	2.0261
26	4.7	97	27	1.77	2.0843
27	6.8	69	60	2.90	2.2826
28	6.0	73	58	1.22	2.2073
29	5.9	50	62	3.19	2.0443
30	5.5	88	74	3.21	2.4863
31	3.8	55	52	1.41	1.9037
32	4.3	99	83	3.93	2.6647
33	6.6	48	54	2.94	1.9071
34	6.2	42	63	1.85	1.9093
35	5.0	60	105	3.17	2.4389
36	5.8	62	82	3.18	2.3343
37	4.7	42	10	0.28	1.3379
38	5.7	70	59	2.28	2.1996
39	4.7	64	48	1.30	1.8795
40	7.8	74	40	2.58	2.1504
41	2.9	43	32	0.94	1.4330
42	4.9	72	90	3.51	2.4381
43	4.6	73	57	2.82	2.1075
44	5.9	78	70	4.28	2.2843
45	4.6	69	70	3.17	2.1615
46	6.1	53	52	1.84	2.0558
47	5.9	88	98	3.33	2.7249
48	4.7	66	68	1.80	2.0520
49	10.4	62	85	4.65	2.6810
50	5.8	70	64	2.52	2.2604
51	5.4	64	81	1.36	2.2553
52	6.9	90	33	2.78	2.1745
53	7.9	45	55	2.46	2.0224
54	4.5	68	60	2.07	2.1413

ولمعايرة المقدرة التنبؤية لنموذج الانحدار التوفيقي من مجموعة بناء النموذج، فقد تمّ حساب متوسط مربعات خطأ التنبؤ $MSPR$ في (12.23) للملاحظات الواردة في مجموعة بيانات التقويم في الجدول (٦-١٢) فكانت $MSPR = 0.0072$. وبصورة عامة سيكون متوسط مربعات خطأ التنبؤ أكبر من MSE الخاصة بمجموعة بيانات بناء النموذج لأن الملاحظات التي انطوت عليها مجموعة بيانات التقويم كانت مشاهدات جديدة كلياً. وتتضمن حقيقة عدم اختلاف $MSPR$ هنا اختلافاً كبيراً عن MSE ، أن متوسط مربعات الخطأ MSE المستند إلى مجموعة بيانات بناء النموذج هو مؤشر مشروع بصورة معقولة للمقدرة التنبؤية لنموذج الانحدار التوفيقي. وتدعم نتائج التحقق من صحة النموذج هذه ملائمة النموذج المختار.

تعليقات

- ١- تتوافر خوارزميات لتقسيم البيانات بحيث يكون لمجموعتي البيانات خواص إحصائية متشابهة. ونشير القارئ إلى المرجع [12.6] حيث يجد مناقشة لهذه المسألة ولمسائل أخرى تتعلق بالتحقق من صحة نموذج.
- ٢- اقترحت تحسينات لمسألة تقسيم البيانات. وعلى سبيل المثال، نقوم في طريقة التحقق المتصالبة المضاعفة، ببناء النموذج من أجل كل من نصفي البيانات المقسمة، ونختبره مستخدمين النصف الآخر من البيانات. وهكذا نحصل على مقياسين للاتساق وللمقدرة التنبؤية من النموذجين اللذين قمنا بتوفيقيهما.
- ٣- عندما تكون مجموعة البيانات صغيرة. اقترحت أساليب $PRESS$ متنوعة، يُحتفظ فيها بـ m مشاهدة للتحقق، وتُستخدم الـ $n - m$ مشاهدة الباقية لبناء النموذج. ويناقش المرجع [12.7] هذه الأساليب، بالإضافة إلى مسائل تعالج التقسيم الأمثل لمجموعة بيانات.

٤- عندما لا تتنبأ نماذج الانحدار، مبنية على بيانات مشاهد، بصورة جيدة خارج مجال الملاحظات X في مجموعة البيانات، يكون السبب المعتاد هو وجود خطية متعددة بين المتغيرات المستقلة. وكما ذكرنا في الفصل الحادي عشر فمن بين الحلول الممكنة

لهذه الصعوبة نجد تحليل الحافة أو طرق تقدير منحازة أخرى.

(٧-١٢) ملاحظات ختامية

إن بناء نموذج انحدار فعال ومناسب هو مهمة معقدة. وتقع مفاتيح النجاح في الصياغة المناسبة للمسألة، وفي تجميع قدر كاف من البيانات ذات النوعية العالية، واختيار متغيرات مهمة وصيغة مناسبة للنموذج.

مراجع ورد ذكرها

- [12.1] Daniel, C. and Wood, F. *Fitting Equations to Data*, 2nd ed. New York : Wiley-Interscience, 1980.
- [12.2] Dixon, W. J. (chief editor). *BMDP Statistical Software Manual*, vols. 1 and 2. Berkeley, Calif. : University of California Press, 1988.
- [12.3] Freedman, D. A. "A Note on Screening Regression Equations." *The American Statistician* 37 (1983), 152-55.
- [12.4] Pope, P. T. and Webster, J. T. "The Use of an F-Statistic in Stepwise Regression." *Technometrics* 14 (1972), 327 - 40.
- [12.5] Mantel, N. "Why Stepdown Procedures in Variable Selection." *Technometrics* 12 (1970), 621 - 25.
- [12.6] Snee, R. D. "Validation of Regression Models : Methods and examples." *Technometrics* 19 (1977), 415 - 28.
- [12.7] Stone, M. "Cross-validatory Choice and Assessment of Statistical Prediction." *Journal of the Royal Statistical Society B* 36 (1974), 111 - 47.

مسائل

- (١-١٢) صرح متحدث: "في التجارب المصممة بشكل جيد والمتضمنة لمتغيرات مستقلة كمية، لضرورة لطريقة تخفيض فيها عدد المتغيرات المستقلة بعد الحصول على البيانات". ناقش.
- (٢-١٢) يرغب عميد مدرسة دراسات عليا في التنبؤ بالمعدل التراكمي في مرحلة الدراسات العليا لمتقدمين جدد. عدد دزينة من المتغيرات التي يمكن أن تكون متغيرات مستقلة مفيدة.

(٣-١٢) درس باحثان العوامل المؤثرة في عدد المصطافين في شواطئ تابعة للقطاع الخاص على بحيرة أونتاريو، وجمعوا معلومات حول المصطافين و 11 متغيراً تفسيرياً لاثنتين وأربعين من الشواطئ. وقد درس موسماً اصطياف بطقس حار

نسبيا وبارد نسبيا، على الترتيب، ويُراد الآن استخدام خوارزمية "أفضل" مجموعات جزئية لتخفيض عدد المتغيرات المستقلة في نموذج الانحدار النهائي.

أ - هل ينبغي القيام بتخفيض المتغيرات للموسمين معا أم تخفيضها لكل موسم على حدة؟ اشرح المشاكل التي تنطوي عليها المسألة وكيف يمكنك معالجتها.

ب - هل ستختار طريقة اختيار المجموعات الجزئية "الأفضل" تلك المتغيرات المستقلة الأكثر أهمية، بالمعنى السببي للكلمة، في تحديد عدد المصطافين؟

(٤-١٢) في انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام ما هي فائدة استخدام قيمة عالية نسبيا لـ F - للدخول من أجل إضافة متغيرات؟ ما هي فائدة استخدام قيمة صغيرة لـ F - للدخول؟

(٥-١٢) في انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام، لماذا يجب أن لا تتجاوز قيمة F - للحذف الخاصة بمحذف متغيرات أبدا قيمة F - للدخول الخاصة بإضافة متغيرات؟

(٦-١٢) ارسم مخطط تدفق لكل من طرق الاختيار التالية: (١) انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام، (٢) الاختيار بالإضافة و (٣) الاختيار بالحذف.

(٧-١٢) صرح مهندس: ينبغي القيام بتخفيض المتغيرات المستقلة دائما باستخدام أسلوب الانحدار خطوة فخطوة إلى الأمام الموضوعي" ناقش.

(٨-١٢) صرح أحد الملتحقين بمقرر قصير في نمذجة الانحدار: "نادرا ما أرى التحقق من صحة نموذج انحدار مذكورا في أبحاث منشورة، ولذلك فلا بد أنه، في حقيقة الأمر، لا يشكل مركبة مهمة في مسألة بناء نموذج". علق.

(٩-١٢) بالإشارة إلى مسألة راحة المريض (٧-١٧). يرغب مدير المستشفى بتحديد أفضل مجموعة جزئية من المتغيرات المستقلة للتنبؤ براحة المريض.

أ - اذكر المجموعة الجزئية من المتغيرات المستقلة التي يمكن أن توصي بها كأفضل مجموعة جزئية للتنبؤ براحة المريض، وذلك وفقا لكل

معيّار من المعايير التالية: (١) R_p^2 (٢) MSE_p (٣) C_p (٤)

$PRESS_p$ ادم توصياتك برسوم بيانية مناسبة.

ب - هل تحدد المعايير الأربعة في الجزء (أ)، المجموعة الجزئية الأفضل نفسها؟

هل يحدث هذا دائما؟

ج - هل لانحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام، كطريقة غريبة، أية مزايا هنا

فوق طريقة جميع الانحدارات الممكنة؟

(١٠-١٢) كسوة السقف بالألواح. فيما يلي بيانات عن مبيعات السنة الماضية

(بآلاف المبيعات) في ست وعشرين منطقة بيع وذلك لنتيج ألواح أسفلية

لكسوة السقف. وتبيان أيضا للنفقات التشجيعية (X_1 بآلاف الدولارات)،

عدد الحسابات المصرفية العاملة X_2 ، عدد الأصناف المنافسة X_3 ، وإمكانات

المنطقة (X_4 ، مرمزة) وذلك لكل منطقة من المناطق.

أ - قم بإعداد رسوم نقطية لكل من المتغيرات المستقلة. هل هناك أية نواح

تستحق الذكر على هذه الرسوم؟ علق.

ب - قم بإعداد رسوم انتشار منفصلة للمبيعات Y مقابل كل من المتغيرات

المستقلة الأربعة. هل تقترح رسوم الانتشار علاقات خطية أو منحنية

بين المتغير التابع وكل من المتغيرات المستقلة؟ ناقش.

ج - أوجد مصفوفة ارتباط المتغيرات X . هل تتضح من هذه المصفوفة أية

مشاكل خطية متعددة جدية؟ اشرح.

د - قم بتوفيق دالة انحدار متعدد تتضمن المتغيرات المستقلة الأربعة جميعها

بحدود من المرتبة الأولى.

هـ - أوجد عوامل تضخم التباين للنموذج التوفيق في (د). هل هناك

ما يشير إلى مشاكل خطية متعددة جدية هنا؟ اشرح.

و - أوجد الرواسم وارسمها بصورة منفصلة في مقابل \hat{Y} ، وكل من المتغيرات المستقلة. وقم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وعلى أساس من هذه الرسومات. هل ينبغي القيام بأية تعديلات في نموذج الانحدار؟

المنطقة	X_{11}	X_{12}	X_{13}	X_{14}	Y_i
i					
1	5.5	31	10	8	79.3
2	2.5	55	8	6	200.1
3	8.0	67	12	9	163.2
4	3.0	50	7	16	200.1
5	3.0	38	8	15	146.0
6	2.9	71	12	17	177.7
7	8.0	30	12	8	30.9
8	9.0	56	5	10	291.9
9	4.0	42	8	4	160.0
10	6.5	73	5	16	339.4
11	5.5	60	11	7	159.6
12	5.0	44	12	12	86.3
13	6.0	50	6	6	237.5
14	5.0	39	10	4	107.2
15	3.5	55	10	4	155.0
16	8.0	70	6	14	291.4
17	6.0	40	11	6	100.2
18	4.0	50	11	8	135.8
19	7.5	62	9	13	223.3
20	7.0	59	9	11	195.0
21	6.7	53	13	5	73.4
22	6.1	38	13	10	47.7
23	3.6	43	9	17	140.7
24	4.2	26	8	3	93.5
25	4.5	75	8	19	259.0
26	5.6	71	4	9	331.2

(١٢-١١) بالعودة إلى مسألة كسوة السقف بالألواح (١٢-١٠).

أ - مستخدما فقط حدودا من المرتبة الأولى في المتغيرات المستقلة، أوجد

نماذج انحدار المجموعات الجزئية الثلاث الأفضل وفقا للمعيار C_p .

ب - هل هناك انحياز قليل نسبيا في كل من هذه النماذج الثلاثة.

(١٢-١٢) بالعودة إلى مسألتي كسوة السقف بالألواح (١٠-١٢)، (١١-١٢). نريد

تقديم النموذج الجزئي من المرتبة الأولى المتضمن X_2 و X_3 تقويعاً تفصيلياً.

أ - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} وكل من المتغيرات

المستقلة الأربعة، ومقابل الحد الجدائي X_2 و X_3 . وعلى أساس من هذه

الرسومات، هل ينبغي استقصاء أية تعديلات في نموذج الانحدار؟

ب - قم بإعداد رسومات انحدار جزئي منفصلة مقابل $e(X_2|X_3)$ و $e(X_3|X_2)$.

هل تقترح هذه الرسومات مسوِّغاً لأية تعديلات في صيغة النموذج؟

ج - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وأوجد أيضاً معامل الارتباط

بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. إختبر معقولة افتراض

الطبيعية مستخدماً الجدول (٣-٤) و $\alpha = 0.05$. ماذا تستنتج؟

د - أوجد العناصر القطرية لمصفوفة التبعة. ومستخدماً قاعدة الإبهام

$2p/n$ حدد أية مشاهدات قاصية في X . هل يتفق ما وجدته هنا مع

ما وجدته في المسألة (١٠-١٢)؟ هل ينبغي أن يكون هناك اتفاق؟

ناقش.

هـ - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديراً وحدد أية مشاهدات قاصية في Y .

و - تبعد المشاهدات 8 قاصية في Y . أوجد قيم $DFBETAS$ ، $DFFITs$ ،

ومسافة كوك لهذه المشاهدات لثمين نفوذها. ماذا تستنتج؟

(١٣-١٢) البراعة في عمل. قام مسؤول في دائرة شؤون الموظفين في وكالة حكومية

بالإشراف على أربعة اختبارات أهلية مبتكرة حديثاً لكل من 25 متقدماً

لوظائف مكتبية بسيطة في الوكالة. ولأغراض الدراسة، تم قبول جميع

المتقدمين الخمسة وعشرين في وظائف وذلك بصرف النظر عن درجاتهم

في الاختبار. وبعد فترة مراقبة، تم ترتيب كل متقدم من حيث براعته في

العمل وكانت الدرجات في الاختبارات الأربعة (X_1, X_2, X_3, X_4) ودرجة

البراعة في العمل Y للمتقدمين الخمسة وعشرين كما يلي:

الشخص	درجة الاختبار				درجة البراعة في العمل
	X_{i1}	X_{i2}	X_{i3}	X_{i4}	
1	86	110	100	87	88
2	62	97	99	100	80
3	110	107	103	103	96
4	101	117	93	95	76
5	100	101	95	88	80
6	78	85	95	84	73
7	120	77	80	74	58
8	105	122	116	102	116
9	112	119	106	105	104
10	120	89	105	97	99
11	87	81	90	88	64
12	133	120	113	108	126
13	140	121	96	89	94
14	84	113	98	78	71
15	106	102	109	109	111
16	109	129	102	108	109
17	104	83	100	102	100
18	150	118	107	110	127
19	98	125	108	95	99
20	120	94	95	90	82
21	74	121	91	85	67
22	96	114	114	103	109
23	104	73	93	80	78
24	94	121	115	104	115
25	91	129	97	83	83

أ - قم بإعداد رسومات جذع وورقة منفصلة لكل مجموعة من المجموعات الأربع لدرجات اختبار أهلية مبتكر حديثا، هل هناك نواح تستحق الذكر في هذه الرسومات ؟ علق.

ب - قم بإعداد رسوم انتشار منفصلة لدرجات البراعة Y مقابل كل من المتغيرات المستقلة. ماذا تقترح رسوم الانتشار حول طبيعة العلاقة الدالية بين المتغير التابع Y وكل من المتغيرات المستقلة؟

ج - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X هل تتضح من هذه المصفوفة أية مشاكل خطية متعددة جدية ؟ اشرح.

د - قم بتوفيق دالة انحدار متعدد تتضمن المتغيرات المستقلة الأربعة في حدود من المرتبة الأولى.

هـ - أوجد عوامل تضمن التباين لنموذج الانحدار التوفيق في الجزء (د).
 هل هناك مؤشرات لوجود مشاكل خطية متعددة جدية ؟ إشرح.
 و - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} وكل من المتغيرات المستقلة. أوجد أيضا رسم احتمال طبيعي للرواسب. وعلى أساس من هذه الرسوم هل ينبغي القيام بأية تعديلات في نموذج الانحدار؟
 (١٢-١٤) بالعودة إلى مسألة البراعة في عمل (١٢-١٣).

أ - مستخدما فقط حدود المرتبة الأولى للمتغيرات المستقلة في جملة المتغيرات X المرشحة، أوجد نماذج انحدار المجموعات الجزئية الأربعة الأفضل وفقا للمعيار R^2 المعدل.

ب - وما أنه توجد فروق بسيطة نسبيا في R^2 بين نماذج المجموعات الجزئية الأربع الأفضل. ماهو المعيار الآخر الذي يمكنك استخدامه للمساعدة في اختيار النموذج الأفضل؟ ناقش.

(١٢-١٥) بالعودة إلى مسألتي البراعة في عمل (١٢-١٣) و (١٢-١٤). نريد تقريبا تفصليا

لنموذج المجموعة الجزئية المتضمن لحدود من المرتبة الأولى فقط في X_1 و X_3 .
 أ - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} وكل من المتغيرات المستقلة الأربعة، والحد الجداثي X_1 و X_3 وعلى أساس مبن هذه الرسومات هل ينبغي استقصاء أية تعديلات في نموذج الانحدار؟

ب - قم بإعداد رسوم انحدار جزئي منفصلة مقابل $e(X_1 | X_3)$ و $e(X_3 | X_1)$.
 هل تقترح هذه الرسومات مسوغا لأية تعديلات في صيغة النموذج؟

ج - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وأوجد أيضا معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. اختر معقولة افتراض الطبيعية مستخدما الجدول (٤-٣) و $\alpha = 0.01$. ماذا تستنتج؟

د - أوجد العناصر القطرية في مصفوفة القبة. مستخدماً قاعدة الإبهام $2p / n$
 حدّد أية مشاهدات قاصية في X . هل يتفق ما وجدته مع ما وجدت في
 المسألة (١٢-١٣)؟ هل ينبغي أن يكون هناك اتفاق؟ علّق.

هـ - أوجد روااسب الحذف المعيرة وحدّد أية مشاهدات قاصية في Y .

و - تبدو المشاهدتان 7 و 18 قاصيتين بصورة معتدلة بالنسبة لقيم X ، كما
 تبدو المشاهدة 16 قاصية بالنسبة لقيم Y . أوجد قيم $DFFITs$ ،
 $DFBETAS$ ، ومسافة كوك لهذه المشاهدات وذلك لتضمن نفوذها.

ماذا تستنتج؟

(١٦-١٢) **ضغط الرئة.** كثيراً ما تقود زيادة ضغط الدم الشرياني في الرئتين إلى تطور

حالة قصور قلب في مرضى يعانون من مرض رئوي سادّ مزمن ($COPD$).
 والطريقة القياسية لتحديد ضغط الرئة الشرياني هي طريقة باضعة، صعبة
 تقنياً، وتنطوي على بعض الخطورة للمريض. وطريقة التصوير الإشعاعي
 النووي هي طريقة غير باضعة وأقل خطورة لتقدير الضغط الشرياني في
 الرئتين. ولدراسة القدرة التنبؤية لهذه الطريقة، جمع اختصاصي أشعة
 بيانات عن 19 حالة خفيفة إلى معتدلة من مرضى الـ $COPD$. وتتضمن
 البيانات التالية القياس الباضع للضغط الشرياني الرئوي الانقباضي Y وثلاثة
 متغيرات تنبؤ مرشحة وهي متغيرات غير باضعة. وقد تم الحصول على
 اثنين منها باستخدام طريقة التصوير الشعاعي - معدل إفراغ الدم إلى غرفة
 الضخ في القلب X_1 ، ومعدل دفع الدم الذي يُضخ من القلب إلى الرئتين
 X_2 . ويقاس المتغير المستقل الثالث غاز الدم X_3 .

أ - قم بإعداد رسوم نقطية منفصلة لكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة. هل
 هناك أية نواح تستحق الملاحظة في هذه الرسوم؟ علّق.

ب - قم بإعداد رسوم انتشار منفصلة لـ Y مقابل كل من المتغيرات المستقلة الثلاثة ماذا تقترح رسوم الانتشار هذه حول طبيعة العلاقة الدالية بين Y وكل من المتغيرات المستقلة؟

الشخص					الشخص				
Y_i	X_{D_i}	X_{A_i}	X_{H_i}	i	Y_i	X_{D_i}	X_{A_i}	X_{H_i}	i
31	55	37	37	11	49	45	36	45	1
49	47	34	29	12	55	40	28	30	2
38	28	32	26	13	85	42	16	11	3
41	30	45	38	14	32	40	46	30	4
12	26	99	38	15	26	43	76	39	5
44	47	38	25	16	28	27	78	42	6
29	44	51	27	17	95	36	24	17	7
40	54	32	37	18	26	42	80	63	8
31	36	40	34	19	74	52	12	25	9
					37	35	27	32	10

ج - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X ، هل تتضح، من هذه المصفوفة،

أية مشاكل خطية متعددة جدية؟ اشرح.

د - قم بتوفيق دالة انحدار متعدد تتضمن المتغيرات المستقلة الثلاثة في حدود من المرتبة الأولى.

هـ - أوجد عوامل تضعهم التباين لنموذج الانحدار التوفيق في الجزء (د).

هل هناك ما يشير إلى وجود مشاكل خطية متعددة جدية هنا؟ اشرح.

و - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} ومقابل كل من

المتغيرات المستقلة الثلاثة، ومقابل كل حد تفاعل بين عاملين. قم

أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. واستنادا إلى هذه

الرسوم، هل ينبغي تعديل النموذج؟ ناقش.

(١٢-١٧) بالإشارة إلى مسألة ضغط الرئة (١٢-١٦).

أ - مستخدما حدودا من المرتبة الأولى ومن المرتبة الثانية لكل من

المتغيرات المستقلة الثلاثة (معبرا عنها كاتحرافات عن المتوسط) في

جملة المتغيرات X المرشحة (ما في ذلك جداءات الحدود من المرتبة الأولى)، أوجد وفقا للمعيار R^2 نماذج انحدار أفضل ثلاث مجموعات جزئية متسلسلة ويجب أن تتضمن المجموعات الجزئية المتسلسلة الحد من المرتبة الأولى لمتغير مستقل (مثلا، x_1) إذا تضمن النموذج حدا من المرتبة الثانية يتضمن ذلك المتغير (مثلا، x_1^2 أو x_1x_2).

ب - هل يوجد فارق كبير في R^2 بين النماذج الثلاثة الأفضل؟

(١٨-١٢) بالإشارة إلى مسألتي ضغط الرئة (١٢-١٦) و (١٢-١٧)، نريد تقويما تفصيليا لنموذج الانحدار المتضمن لحدود من المرتبة الأولى في X_1 و X_2 والحد الجدائي X_1X_2 .

أ - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} وكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة وعلى أساس من هذه الرسوم، هل ينبغي محاولة القيام بأية تعديلات إضافية في النموذج؟

ب - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. أوجد أيضا معامل ارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. هل يبدو افراض الطبيعية معقولا هنا؟

ج - أوجد عوامل تضخم التباين. هل هناك أية مؤشرات لوجود مشاكل جدية لخطية متعددة ؟ اشرح.

د - أوجد العناصر القطرية لمصفوفة القبة. ومستخدم قاعدة الإبهام $2p / n$ حدد أية مشاهدات قاصية في X . هل ينسجم ما وجدته هنا مع ما وجدته في المسألة (١٢-٦)؟ هل ينبغي وجود انسجام؟ ناقش.

هـ - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديرا وحدد أية مشاهدات قاصية في Y .
و - المشاهدات 3، 8 و 15 هي مشاهدات قاصية باعتدال في قيم X ، والمشاهدة 7 قاصية نسبيا في قيمة Y . أوجد قيم $DFBETAS$ ، $DFFITS$ ، ومسافة كوك لهذه المشاهدات بغية تمييز نفوذها. ماذا تستنتج؟

(١٩-١٢) وظيفة الكُلية. تصفية الكرياتينين Y هو قياس مهم لوظيفة الكلية ولكن من الصعب الحصول عليه في ترتيبات العيادات لأنه يتطلب تجميع البول لفترة 24 ساعة. ولتحديد ما إذا كان يمكن التنبؤ بهذا القياس من بعض البيانات المتوافرة بسهولة، قام اختصاصي كُلية بجمع البيانات التالية من 33 ذكراً. والمتغيرات المستقلة هي تركيز الكرياتينين في الدم X_1 ، العمر X_2 ، والوزن X_3 .

الشخص					الشخص				
Y_i	X_{3i}	X_{2i}	X_{1i}	i	Y_i	X_{3i}	X_{2i}	X_{1i}	i
60	74	68	1.55	9	132	71	38	.71	1
94	87	64	.94	10	53	69	78	1.48	2
105	79	66	1.00	11	50	85	69	2.21	3
98	93	49	1.07	12	82	100	70	1.43	4
112	60	43	.70	13	110	59	45	.68	5
125	70	42	.71	14	100	73	65	.76	6
108	83	66	1.00	15	68	63	76	1.12	7
30	70	78	2.52	16	92	81	61	.92	8

الشخص					الشخص				
Y_i	X_{3i}	X_{2i}	X_{1i}	i	Y_i	X_{3i}	X_{2i}	X_{1i}	i
80	67	21	1.20	26	111	73	35	1.13	17
43	72	73	2.10	27	130	85	34	1.12	18
75	67	78	1.36	28	94	68	35	1.38	19
41	60	58	1.50	29	130	65	16	1.12	20
120	107	62	.82	30	59	53	54	.97	21
52	75	70	1.53	31	38	50	73	1.61	22
73	62	63	1.58	32	65	74	66	1.58	23
57	52	68	1.37	33	85	67	31	1.40	24
					140	80	32	.68	25

- أ - قم بإعداد رسوم نقطية منفصلة لكل من المتغيرات المستقلة الثلاثة، هل هناك أية نواح تستحق الملاحظة في هذه الرسوم؟ علق.
- ب - قم بإعداد رسوم انتشار منفصلة لـ Y مقابل كل من المتغيرات المستقلة الثلاثة. ماذا تقترح هذه الرسومات حول طبيعة العلاقة الدالية بين المتغير التابع وكل من المتغيرات المستقلة؟ ناقش.

ج - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X هل تتضح، من هذه المصفوفة، أية مشاكل جدية لخطية متعددة؟ اشرح.

د - قم بتوفيق دالة الانحدار المتعدد المتضمنة للمتغيرات المستقلة الثلاثة في حدود من المرتبة الأولى.

هـ - أوجد عوامل تضخم التباين لنموذج الانحدار الذي قمتم بتوقيقه في الجزء (د). هل هناك مؤشرات لوجود مشاكل جدية لخطية متعددة هنا؟ اشرح.

و - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} وكل من المتغيرات المستقلة. قم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب.

ز - قم بإعداد رسوم انحدار جزئي منفصلة مقابل $e(X_1|X_2, X_3)$ ، $e(X_2|X_1, X_3)$ و $e(X_3|X_1, X_2)$.

ح - هل تقترح الرسوم في الجزئين (و)، (ز) الحاجة إلى تعديل نموذج الانحدار؟ ط - تقترح الحجج النظرية استخدام دالة الانحدار:

$$E\{\log_e Y\} = \beta_0 + \beta_1 \log_e X_1 + \beta_2 \log_e (140 - X_2) + \beta_3 \log_e X_3$$

هل تنسق الرسوم في الجزئين (و)، (ز) مع التوقعات النظرية؟ ناقش

(٢٠-١٢) بالإشارة إلى مسألة وظيفة الكليسة (١٢-١٩). نريد توفيق دالة الانحدار

المستندة إلى اعتبارات نظرية:

$$E\{\log_e Y\} = \beta_0 + \beta_1 \log_e X_1 + \beta_2 \log_e (140 - X_2) + \beta_3 \log_e X_3$$

وتقومها تقويما مفصلا..

أ - قم بتوفيق دالة الانحدار المستندة إلى اعتبارات نظرية.

ب - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} وكل من المتغيرات

المستقلة في النموذج التوفيقى. قم أيضا بإعداد رسم احتمال طبيعي

للواسب. هل حُذفت الآن، وإلى حد كبير، الصعوبات التي لوحظت

في المسألة (١٢-١٩)؟

جـ - أوجد عوامل تضخم التباين لنموذج الانحدار التوفيق في الجزء (أ). هل هناك ما يشير إلى وجود مشاكل جدية لخطية متعددة هنا؟ اشرح.

د - أوجد العناصر القطرية لمصفوفة القبة. ومستخدم قاعدة الإبهام $2p / n$ حدد أية مشاهدات قاصية في X .

هـ - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديرا وحدد أية مشاهدات قاصية في Y .
و - المشاهدتان 28 و 29 قاصيتان نسبيا في قيم Y أوجد قيم $DFFITs$ ، و $DFBETAS$ ومسافة كوك لهذه المشاهدات بغية تلمين نفوذها. ماذا تستنتج؟

(٢١-١٢) بالإشارة إلى مسألتي راحة المريض (٧-١٧) و (٩-١٢). كان مدير المستشفى مهتما بمعرفة كيفية أداء طريقة اختيار الخطوة فخطوة إلى الأمام وبعضا من أشكالها المختلفة.

أ - حدد المجموعة الجزئية من المتغيرات التي تختارها، كأفضل مجموعة جزئية، بطريقة الانحدار خطوة فخطوة إلى الأمام مستخدما 3.0 و 2.9 كحدين لـ F من أجل إضافة أو حذف متغير، على الترتيب. بين خطواتك.

ب - في أي اختبار F بمفرده، ماهو، بصورة تقريبية، مستوى المعنوية المكافئ للقيمة 3.0 كحد F لإضافة متغير؟

جـ - حدد المجموعة الجزئية من المتغيرات التي تختارها، كأفضل مجموعة جزئية، طريقة الاختيار بالإضافة مستخدما 3.0 كحد F لإضافة متغير. بين خطواتك.

د - حدد المجموعة الجزئية من المتغيرات التي تختارها، كأفضل مجموعة جزئية، بطريقة الاختيار بالحذف، مستخدما 2.9 كحد F لحذف متغير. بين خطواتك.

هـ - قارن نتائج طرق الاختيار الثلاث. إلى أي حد تتسق هذه النتائج ؟
كيف نجد هذه النتائج بالمقارنة مع تلك الخاصة بجميع الانحدارات
الممكنة في المسألة (١٢-٩)؟

(١٢-٢٢) بالعودة إلى مسألتي كسوة السقف بالألواح (١٢-١٠) و (١٢-١١).

أ - مستخدما انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام، أوجد المجموعة الجزئية
الأفضل من المتغيرات المستقلة للتنبؤ بالمبيعات. استخدم 4.0 و 3.9
كحدي F لإضافة وحذف متغير، على الترتيب.

ب - كيف نجد المجموعة الجزئية الأفضل وفقا لانحدار الخطوة فخطوة إلى
الأمام بالمقارنة مع أفضل مجموعة جزئية وفقا للمعيار C_p التي
حصلت عليها في المسألة (١٢-١١)؟

ج - لنفترض أننا قسرونا المتغير X_1 إلى المجموعة الجزئية الأفضل نظرا لأهميته
السببية وذلك بإدخاله أولا إلى النموذج وعدم حذفه حتى لو كانت
قيمة F^* من أجله متدنية جدا. ما هي المجموعة الجزئية من المتغيرات
(بما في ذلك X_1) التي نختارها الآن طريقة الانحدار خطوة فخطوة إلى
الأمام كأفضل مجموعة جزئية إذا اتخذنا 3.9 و 4.0 كحدي F
لإضافة أو حذف متغير، على الترتيب؟ هل يؤثر الاحتواء القسري لـ
 X_1 في اختيار المتغيرات الأخرى للمجموعة الأفضل ؟ هل سيحدث
هذا دائما ؟

(١٢-٢٣) بالعودة إلى مسألتي البراعة في عمل (١٢-١٣) و (١٢-١٤).

أ - مستخدما انحدار الخطوة فخطوة إلى الأمام، أوجد المجموعة الجزئية
الأفضل من المتغيرات للتنبؤ بالبراعة في العمل، استخدم 4.0 و 3.9
كحدي F لإضافة وحذف متغير، على الترتيب.

ب - كيف نجد المجموعة الجزئية الأفضل وفقا لانحدار خطوة فخطوة إلى
الأمام بالمقارنة مع المجموعة الجزئية الأفضل وفقا لمعيار R^2 المعدل التي
وجدتها في المسألة (١٢-١٤)؟

(٢٤-١٢) بالعودة إلى مسألتي كسوة السقف بالألواح (١٠-١٢) و(١٢-١٢). لتثمين المقدرة التنبؤية لنموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-١٢)، بصورة داخلية، احسب الإحصاءة *PRESS* وقارنها بـ *SSE*. ماذا تقترح هذه المقارنة حول مشروعية *SSE* كمؤشر للمقدرة التنبؤية للنموذج التوفيقي؟

(٢٥-١٢) بالعودة إلى مسألتي كسوة السقف بالألواح (١٠-١٢) و(١٢-١٢). لتثمين صحة نموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-١٢)، بصورة خارجية، عرّضت بيانات المبيعات في العام السابق لثلاث وعشرين منطقة أخرى من المناطق المشابهة. وفيما يلي هذه البيانات:

Y_i	X_{i4}	X_{i3}	X_{i2}	X_{i1}	المنطقة
					i
291.5	10	7	70	5.3	27
277.9	20	10	83	5.3	28
48.0	3	14	46	7.5	29
213.4	20	7	51	6.2	30
135.1	9	11	52	5.4	31
150.0	4	9	45	5.8	32
180.1	12	9	54	2.5	33
295.8	8	6	70	5.4	34
91.3	6	9	31	5.2	35
116.7	11	10	46	3.7	36
190.3	6	8	49	5.1	37
155.3	10	12	60	6.0	38
217.6	9	7	51	6.7	39
236.5	9	7	55	6.1	40
202.2	4	8	55	3.6	41
64.7	8	10	24	5.8	42
287.2	15	5	63	7.1	43
128.0	10	8	30	6.8	44
219.7	4	8	62	5.0	45
272.9	17	8	75	6.9	46
168.0	10	9	47	4.5	47
269.1	17	8	67	6.2	48
115.6	11	11	48	6.5	49

أ - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات X من أجل مجموعة بيانات التقويم وقارنها بتلك التي حصلت عليها في المسألة (١٢-١٠) ج - من أجل مجموعة بيانات بناء النموذج. ماذا تستنتج؟

ب - قم بتوفيق نموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-١٢) بمجموعة بيانات التقويم قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافاتها المعيارية المقدرة بتلك التي حصلت عليها في المسألة (١٢-١١) أ. وقارن أيضا متوسط مربعات الخطأ ومعاملات التحديد المتعدد. هل تبدو تقديرات مجموعة بيانات التقويم مشابهة بصورة معقولة لتلك التي حصلت عليها باستخدامك لمجموعة بيانات بناء النموذج ؟

ج - احسب متوسط مربعات خطأ التنبؤ في (12.23) وقارنه بـ MSE الذي حصلت عليه من مجموعة بيانات بناء النموذج. هل يبدو أن هناك مشكلة انحياز في MSE ؟ هل تتسق هذه النتيجة مع ما وجدته في المسألة (١٢-٢٤) ؟ علق.

د - بعد ضم مجموعة بيانات بناء النموذج في المسألة (١٢-١٠) مع مجموعة بيانات التقويم، قم بتوفيق نموذج الانحدار المختار لمجموعة البيانات الموحدة. هل انخفضت الآن الانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار المقدرة انخفاضا ملحوظا ؟

(١٢-٢٦) بالعودة إلى مسألتي البراعة في عمل (١٢-١٣) و (١٢-١٥). لتثمين القدرة التنبؤية لنموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-١٥)، بصورة داخلية، احسب الإحصاءة $PRESS$ وقارنها بـ SSE . ماذا تقترح هذه المقارنة بالنسبة لمشروعية MSE كمؤشر للمقدرة التنبؤية للنموذج التوفيقى؟.

(١٢-٢٧) بالعودة إلى مسألتي البراعة في عمل (١٢-١٣) و (١٢-١٥). لتثمين صحة نموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-١٥) و (١٢-٢٥)، بصورة خارجية، اختبرت بصورة مماثلة بمجموعة إضافية من المتقدمين لوظائف مكتبية بسيطة

في الوكالة واستخدموا بصرف النظر عن درجاتهم. وفيما يلي البيانات الخاصة بهم.

الشخص	درجة الاختبار				درجة البراعة في العمل
	X_{i1}	X_{i2}	X_{i3}	X_{i4}	Y_i
26	65	109	88	84	58
27	85	90	104	98	92
28	93	73	91	82	71
29	95	57	95	85	77
30	102	139	101	92	92
31	63	101	93	84	66
32	81	129	88	76	61
33	111	102	83	72	57
34	67	98	98	84	66
35	91	111	96	84	75
36	128	99	98	89	98
37	116	103	103	103	100
38	105	102	88	83	67
39	99	132	109	105	111
40	93	95	106	98	97
41	99	113	104	95	99
42	110	114	91	78	74
43	128	134	108	98	117
44	99	110	96	97	92
45	111	113	101	91	95
46	109	120	104	106	104
47	78	125	115	102	100
48	115	119	102	94	95
49	129	70	94	95	81
50	136	104	106	104	109

أ - أوجد مصفوفة ارتباط المتغيرات X لمجموعة بيانات التقويم وقارنها

بتلك التي حصلت عليها في المسألة (١٢-١٣) لمجموعة بيانات بناء

النموذج. هل مصفوفتا الارتباط متماثلتان بصورة معقولة ؟

ب - قم بتوفيق نموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-١٥) لمجموعة بيانات

التقويم، قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية المقدرة

بتلك التي حصلت عليها في المسألة (١٢-١٤) أ. قارن أيضا متوسط

مربعات الخطأ ومعاملات التحديد المتعدد. هل تبدو تقديرات بيانات

التقويم مماثلة بصورة معقولة لتقديرات بيانات بناء النموذج ؟

ج - احسب متوسط مربعات خطأ التنبؤ (12.23) وقارنها بـ MSE الناتجة

عن بيانات بناء النموذج. هل هناك دلالة على وجود مشكلة انحياز

شديد في MSE هنا ؟ لعل هذه النتيجة متسقة مع ما وجدته في المسألة

(١٢-٢٦) ؟ ناقش.

د - بعد ضم مجموعة بيانات بناء النموذج في المسألة (١٢-١٣) مع

مجموعة بيانات التقويم في مجموعة واحدة، قم بتوفيق نموذج الانحدار

المختار إلى المجموعة الموحدة. هل انخفضت الآن الانحرافات المعيارية

المقدرة لمعاملات الانحدار المقدرة انخفاضا ملحوظا عما كانت عليه

عند استخدام مجموعة بيانات بناء النموذج ؟.

(١٢-٢٨) بالعودة إلى مسألتي ضغط الرئة (١٢-١٦) و (١٢-١٨). نريد تمييز صحة

نموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-١٨)، بصورة داخلية.

أ - احسب الإحصاءة $PRESS$ وقارنها بـ SSE . ماذا تقترح هذه المقارنة

بالنسبة لمشروعية MSE كمؤشر للقدرة التنبؤية للنموذج التوفيقى؟

ب - تنسب المشاهدة 8 بمفردها بنصف القيمة الإجمالية لإحصاءة $PRESS$

تقريبا. هل توصي بتعديل النموذج بسبب التأثير القوي لهذه

المشاهدة؟ ماهي اختيارات العمل التصحيحي التي يمكن أن تخفف من

تأثير المشاهدة 8 ؟ ناقش.

تقارين

(١٢-٢٩) دالة الانحدار التربيعية الصحيحة هي $E\{Y\} = 15 + 20X + 3X^2$ ودالة الانحدار

التوفيقية الخطية هي $\hat{Y} = 13 + 40X$ ، ومن أجل هذه الدالة $E\{b_0\} = 10$

و $E\{b_1\} = 45$ ، ما هما مركبتا الانحياز وخطأ المعاينة لمتوسط مربعات

الخطأ لـ $X_i = 10$ ولـ $X_i = 20$ ؟

(٣٠-١٢) برهن (12.12) إرشاد : استخدم التمرين ٦-٣١ و (11.14)
 (٣١-١٢) بالإشارة إلى (12.18) بين أن المتغير x_i الذي يجعل إحصاء الاختبار F_k^*
 أعظم ما يمكن هو نفسه يجعل معامل التحديد الجزئي r_{y, x_i}^2 أعظم ما يمكن
 أيضا.

مشاريع

(٣٢-١٢) بالعودة إلى مجموعة بيانات بناء النموذج في مثال وحدة الجراحة في الجدول
 (١٢-١) ومجموعة بيانات التقويم في الجدول (١٢-٦). ضم مجموعتي
 البيانات في مجموعة واحدة وقم بتوفيق نموذج الانحدار (12.21) للمجموعة
 الموحدة من البيانات. قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية
 المقدرة بتلك التي حصلت عليها في الجدول (١٢-٥) من مجموعة بيانات
 بناء النموذج. هل هناك فروق كبيرة في الانحرافات المعيارية المقدرة
 لمعاملات الانحدار المقدرة؟ علق.

(٣٣-١٢) بالعودة إلى مجموعة البيانات SENIC نريد التنبؤ بطول الإقامة y ، وتتضمن
 جملة المتغيرات المستقلة المرشحة جميع المتغيرات الأخرى في مجموعة البيانات
 باستثناء الانتماء إلى مدرسة طب والمنطقة. ويُعتقد أن نموذجاً يتضمن
 $\log_{10} y$ كمتغير تابع ومتغيرات مستقلة محدود من المرتبة الأولى وبدون
 حدود تفاعل سيكون نموذجاً مناسباً. لنأخذ الحالات من 57 إلى 113
 لتشكيل مجموعة بيانات بناء النموذج ولاستخدامها في التحليلات التالية:
 أ - قم بإعداد رسوم نقطية منفصلة لكل من المتغيرات المستقلة. هل هناك
 أية نواح تستحق الملاحظة في هذه الرسوم؟ علق.

ب - أوجد مصفوفة الارتباط للمتغيرات x . هل هناك دليل على وجود
 صلات خطية بين أزواج المتغيرات؟

ج - أوجد المجموعات الجزئية الثلاث الأفضل وفقاً للمعيار C_p أي النمادج
 الجزئية هذه يبدو أقل انحيازاً؟

(١٢-٣٤) بالعودة إلى مجموعة بيانات *SENIC* والمسألة (١٢-٣٣). نريد تقويماً

تفصيلياً لنموذج الانحدار المتضمن للعمر ونسبة التصوير الشعاعي الروتيني للصدر، ومتوسط التعداد اليومي. في حدود من المرتبة الأولى، وذلك بالاستناد إلى مجموعة بيانات بناء النموذج.

أ - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \bar{Y} ومقابل كل من المتغيرات المستقلة في النموذج، وكل من الحدود الجدائية ذات الصلة على أساس من هذه الرسوم. هل ينبغي القيام بأية تعديلات في النموذج؟

ب - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. وأوجد أيضاً معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وقيمها المتوقعة تحت الطبيعية. اختبر معقولة افتراض الطبيعية مستخدماً الجدول (٤-٣) و $\alpha = 0.05$ ماذا تستنتج؟

ج - أوجد عوامل تضخم التباين. هل هناك مؤشرات لوجود مشاكل جدية لخطية متعددة؟ اشرح.

د - أوجد العناصر القطرية لمصفوفة القبة. ومستخدماً قاعدة الباهم $2 p / n$ حدد أية مشاهدات قاصية في X .

هـ - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديراً وحدد المشاهدات القاصية في Y .

و - المشاهدات 62، 75، 106 و 112 قاصية بصورة معتدلة بالنسبة لقيم X ، والمشاهدة 87 قاصية إلى حد ما بالنسبة لقيمة Y أوجد قيم $DFBETAS$ ،

$DFFITs$ ومسافة كوك لهذه المشاهدات لثمين نفوذها. ماذا تستنتج؟

ز - احسب الإحصاءة $PRESS$ وقارنها بـ SSE ماذا تقترح هذه المقارنة

بالنسبة لصلاحية MSE كمؤشر للقدرة التنبؤية للنموذج التوفيقي؟

(١٢-٣٥) بالعودة إلى مجموعة بيانات *SENIC* والمسألتين (١٢-٣٣) و (١٢-٣٤).

نريد التحقق من صحة نموذج الانحدار المحدد في المسألة (١٢-٣٤) بواسطة

مجموعة بيانات التقييم المؤلفة من المشاهدات 1 إلى 56.

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار المحدد في المسألة (٣٤-١٢) لمجموعة بيانات التقويم وقارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافاتها المعيارية المقدرة بتلك التي حصلت عليها في المسألة (٣٣-١٢) جـ. قارن أيضا متوسطي مربعات الخطأ ومعاملتي التحديد المتعدد. هل ينتج النموذج التوفيق لمجموعة بيانات التقويم تقديرات مشابهة لتقديرات النموذج التوفيق لمجموعة بيانات بناء النموذج ؟

ب - احسب متوسط مربعات خطأ التنبؤ في (12.23) وقارنه بـ MSE الذي حصلت عليه من مجموعة بيانات بناء النموذج. هل هناك دليل على وجود انحياز شديد في MSE هنا؟ هل تتسق هذه النتيجة مع ما وجدته في المسألة (٣٤-١٢)؟.

جـ - ضم مجموعتي بيانات التقويم وبناء النموذج في مجموعة واحدة ثم قم بتوفيق نموذج الانحدار المختار لمجموعة البيانات الموحدة. هل تختلف معاملات الانحدار المقدرة وانحرافاتها المعيارية المقدرة اختلافا كبيرا عن تلك التي وجدتها من مجموعة بيانات بناء النموذج؟ هل ينبغي توقع أية فروق ؟ اشرح

(٣٦-١٢) بالاشارة إلى مجموعة بيانات $SMSSA$ يرغب مسؤول سلامة عامة بالتنبؤ بمعدل الجرائم في $SMSSA$ (٧)، العدد الكلي للجرائم الخطرة لكل مائة ألف من السكان). وتتضمن جملة المتغيرات المستقلة المرشحة جميع المتغيرات الأخرى في مجموعة البيانات باستثناء العدد الإجمالي للسكان والمنطقة. ويُعتقد أن النموذج المضمن لمتغيرات مستقلة في حدود من المرتبة الأولى بدون حدود تفاعل سيكون نموذجاً مناسباً. خذ المشاهدات ذات الأرقام المتسلسلة الزوجية لتشكّل مجموعة بيانات بناء النموذج ولاستخدامها في التحليلات التالية.

أ - قم بإعداد رسوم جذع وورقة لكل من المتغيرات المستقلة. هل هناك أية نواح تستحق الملاحظة في هذه الرسوم؟ علق.

ب - أوجد مصفوفة ارتباط المتغيرات X . هل هناك دليل على وجود صلات خطية قوية بين أزواج من المتغيرات هنا؟

ج - مستخدماً المعيار C_p ، أوجد أفضل ثلاث مجموعات جزئية. أي هذه النماذج يبدو أنه النموذج ذو الانحياز الأقل؟

(٣٧-١٢) بالعودة إلى مجموعة بيانات $SMSA$ والمسألة (٣٦-١٢). نريد تقويماً تفصيلياً لنموذج الانحدار المتضمن لمساحة المنطقة والنسبة المئوية للحاصلين على الثانوية العامة في حدود من المرتبة الأولى، وذلك بالاستناد إلى مجموعة بيانات بناء النموذج.

أ - أوجد الرواسب وارسمها بصورة منفصلة مقابل \hat{Y} ، ومقابل كل من المتغيرات المستقلة في النموذج، والحد الجداثي المتعلق بها. وعلى أساس من هذه الرسوم هل ينبغي القيام بأية تعديلات في النموذج؟

ب - قم بإعداد رسم احتمال طبيعي للرواسب. أوجد أيضاً معامل الارتباط بين الرواسب المرتبة وبين قيمها المتوقعة تحت الطبيعية. اختر معقولة افترض الطبيعية مستخدماً الجدول $\alpha = 0.01$. ماذا تستنتج؟

ج - أوجد عوامل تضخم التباين. هل هناك أية مؤشرات على وجود مشاكل جدية لخطية متعددة ؟ اشرح.

د - أوجد العناصر القطرية لمصفوفة القبة. مستخدماً قاعدة الإبهام $2p/n$ حدد المشاهدات القاصية في X .

هـ - أوجد رواسب الحذف المعيرة تقديراً وحدد المشاهدات القاصية في Y .
و - المشاهدات 42، 74، 92، 94، 124 و 138 قاصية بصورة معتدلة بالنسبة لقيم X ، والمشاهدتان 40 و 54 قاصيتان إلى حد ما بالنسبة

لقيم Y . احسب قيم $DFBETAS$ ، $DFFITs$ ومسافة كوك لهذه

المشاهدات لتثمين نفوذها. ماذا تستنتج؟

ز - احسب الإحصاءة $PRESS$ وقارنها بـ SSE . ماذا تقترح هذه المقارنة

بشأن صلاحية MSE كمؤشر للقدرة التنبؤية للنموذج التوفيقي؟

(٣٨-١٢) بالعودة إلى مجموعة بيانات $SMSA$ والمسألتي (٣٦-١٢) و (٣٧-١٢) نريد

التحقق من صحة نموذج الانحدار المحدد في المسألة (٣٧-١٢) مستخدمين

مجموعة بيانات التقويم المؤلفة من المشاهدات ذات الأرقام المتسلسلة

الفردية في مجموعة البيانات.

أ - قم بتوفيق نموذج الانحدار المحدد في المسألة (٣٧-١٢) إلى مجموعة

بيانات التقويم. قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية

المقدرة بتلك التي حصلت عليها في المسألة (٣٦-١٢) ج. قارن أيضا

متوسطي مربعات الخطأ ومعاملتي التحديد المتعدد. هل ينتج النموذج

التوفيقي لمجموعة بيانات التقويم تقديرات مشابهة لتلك الخاصة

بالنموذج التوفيقي لمجموعة بيانات بناء النموذج؟

ب - احسب متوسط مربعات خطأ التنبؤ في (12.23) وقارنه بـ MSE الذي

حصلت عليه من مجموعة بيانات بناء النموذج. هل هناك دليل على

وجود انحياز شديد في MSE هنا؟ هل تتسق هذه النتيجة مع

ما وجدته في المسألة (٣٧-١٢) و.

ج - قم بتوفيق نموذج الانحدار المحدد في المسألة (٣٧-١٢) لمجموعة البيانات

الناجمة عن ضم مجموعتي بيانات التقويم وبيانات بناء النموذج. هل

تختلف معاملات الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية المقدرة اختلافا

واضحا عن تلك الخاصة بالنموذج التوفيقي لمجموعة بيانات بناء

النموذج؟ هل ينبغي لك توقع أية فروق في التقديرات؟ اشرح.

الارتباط الذاتي في بيانات السلاسل الزمنية

افترضت نماذج الانحدار الأساسية التي درسناها حتى الآن أن حدود الخطأ العشوائي ϵ_t إما أن تكون متغيرات عشوائية غير مرتبطة أو متغيرات عشوائية مستقلة تتبع التوزيع الطبيعي. وفي الدراسات الاقتصادية والتجارية هناك الكثير من تطبيقات الانحدار التي تتضمن بيانات سلاسل زمنية.

وافترض عدم ارتباط أو استقلال حدود الخطأ في مثل هذه البيانات لايكون في الغالب مناسباً، بل كثيراً ما تكون حدود الخطأ مرتبطة ارتباطاً موجباً فوق الزمن. وحذف واحد أو أكثر من المتغيرات الأساسية من نموذج الانحدار هو سبب رئيس لشيء ارتباط ذاتي موجب بين حدود الخطأ في تطبيقات نماذج الانحدار في الدراسات الاقتصادية والتجارية التي تتضمن بيانات سلاسل زمنية. وعندما تكون التأثيرات المرتبة زمنياً للمتغيرات المحذوفة مرتبطة ارتباطاً موجباً تنحدر حدود الخطأ في نموذج الانحدار إلى أن يكون ارتباطها الذاتي موجباً أيضاً وذلك لأن حدود الخطأ تتضمن تأثيرات المتغيرات المحذوفة، افترض مثلاً أننا حذرنا المبيعات السنوية لمنتج ما على متوسط السعر السنوي لمدة 30 سنة. فإذا كان لحجم المجتمع أثر مهم على المبيعات فقد يؤدي حذفه من النموذج إلى أن تكون حدود الخطأ مرتبطة ارتباطاً ذاتياً موجباً، إذ يتوقع أن تكون تأثيرات حجم المجتمع على المبيعات مرتبطة ارتباطاً موجباً فوق الزمن.

والسبب الشائع الآخر لظهور ارتباط ذاتي موجب في حدود الخطأ في البيانات الاقتصادية هو أخطاء تغطية غمطية في السلاسل الزمنية للمتغير التابع، فغالبا ما تكون مثل هذه الأخطاء مرتبطة ارتباطاً موجباً فوق الزمن.

(١٠١٣) مشاكل الارتباط الذاتي

إذا كانت حدود الخطأ في نموذج الانحدار مرتبطة ارتباطاً ذاتياً موجباً، فإن استخدام طرق المربعات الدنيا العادية يترتب عليه عدد من العواقب المهمة. وسنلخص هذه العواقب أولاً ومن ثم نناقشها بتفصيل أكثر:

١- لاتزال معاملات الانحدار المقدرة غير منحازة إلا أنها لا تملك الآن خاصية التباين الأصغر ويمكن أن تكون غير فعّالة.

٢- متوسط مربعات الخطأ يمكن أن يشكل تقديراً بالنقصان لتباين حدود الخطأ.

٣- قد تُعطي $\{b_k\}$ محسوبة وفقاً لطرق المربعات الدنيا العادية، تقديراً بالنقصان للانحراف المعياري الحقيقي لمعامل الانحدار المقدّر.

٤- لم تعد فترات الثقة والاختبارات التي تستخدم توزيعات t و F ، والتي سبق مناقشتها قابلة للتطبيق.

ولتوضيح هذه المشاكل اعتماداً على البهانة، سوف ندرس نموذج الانحدار الخطي البسيط مع بيانات سلاسل زمنية.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t$$

هنا Y_t هي مشاهدات في الفترة t ، لنفرض أن حدود الخطأ مرتبطة ذاتياً بصورة موجبة كما يلي:

$$\varepsilon_t = \varepsilon_{t-1} + u_t$$

وتُسمى المتغيرات العشوائية u_t ، "الاضطرابات"، وهي تغيرات عشوائية طبيعية مستقلة. وهكذا فإن أي حد خطأ ε_t هو مجموع حد الخطأ السابق ε_{t-1} وحد اضطراب جديد u_t . وسنفرض هنا أن u_t له متوسط 0 وتباين 1.

وفي العمود الأول من الجدول (١٣-١) نعطي 10 مشاهدات عشوائية للمتغير الطبيعي u_t بمتوسط 0 وتباين 1، ثم الحصول عليها من مولد لأعداد عشوائية طبيعية معيارية. لنفرض الآن أن $\varepsilon_0 = 3.0$ فنعدّلُ نجد:

$$\varepsilon_1 = \varepsilon_0 + u_1 = 3.0 + 0.5 = 3.5$$

$$\varepsilon_2 = \varepsilon_1 + u_2 = 3.5 - 0.7 = 2.8$$

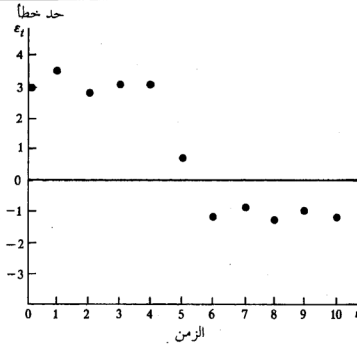
etc.

وحدود الخطأ مبينة في العمود الثاني من الجدول (١٣-١)، وقد تمّ رسمها في الشكل (١٣-١). لاحظ النمط المنهجي في حدود الخطأ هذه. وتتضح علاقتها الموجبة فوق الزمن من حقيقة أن حدود الخطأ المتجاورة تتجه إلى أن تكون من الحجم نفسه.

جدول (١٣-١) مثال على حدود خطأ ترتبط ارتباطاً ذاتياً موجباً.

(٢)	(١)	t
$\varepsilon_{t-1} + u_t = \varepsilon_t$	u_t	
3.0	-	0
$3.0 + .5 = 2.8$	+ .5	1
$3.5 - .7 = 2.8$	- .7	2
$2.8 + .3 = 3.1$	+ .3	3
$3.1 + 0 = 3.1$	0	4
$3.1 - 2.3 = .8$	-2.3	5
$.8 - 1.9 = -1.1$	-1.9	6
$-1.1 + .2 = -.9$	+ .2	7
$-.9 - .3 = -1.2$	-.3	8
$-1.2 + .2 = -1.0$	+ .2	9
$-1.0 - .1 = -1.1$	-.1	10

شكل (١٣-١) مثال على حدود خطأ ترتبط ارتباطاً ذاتياً موجباً.



افترض أن X_t في نموذج الانحدار يمثل الزمن بحيث يكون $X_1 = 1$ و $X_2 = 2$ الخ. وبالإضافة إلى ذلك افترض أننا نعلم أن $\beta_0 = 2$ و $\beta_1 = 0.5$ بحيث تكون دالة الانحدار الحقيقية $E\{Y\} = 2 + 0.5X$. فيوضح الشكل (١٣-٢). خط الانحدار الحقيقي وقسم Y الملحوظة والمبنية على حدود الخطأ في الجدول (١٣-١). وعلى سبيل المثال:

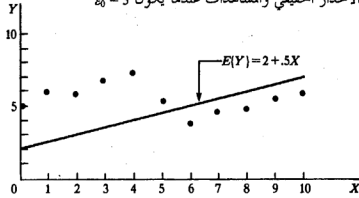
(٢-١٣) ب. خط الانحدار المقدر والذي تم توقيفه بطرق المربعات الدنيا العادية مع إعادة رسم قيم Y الملحوظة. لاحظ أن خط الانحدار التوقيفي يختلف بشكل حاد عن خط الانحدار الحقيقي، ذلك لأن القيمة الابتدائية θ_0 كانت كبيرة، وأن القيم اللاحقة لها مرتبطة ارتباطاً ذاتياً موجبا، مما تسبب في أن تبقى قيمها كبيرة لبعض الوقت. ويقود هذا النمط المتواصل لحدود الخطأ ذات الارتباط الذاتي الموجب إلى خط انحدار توقيفي بعيد كل البعد عن الخط الحقيقي. ولو كانت القيمة الابتدائية θ_0 صغيرة ولتكن $\theta_0 = -0.2$ والاضطرابات مختلفة، فرمما حصلنا على خط انحدار توقيفي مختلف تماما وذلك بسبب نمط التواصل كما هو موضح في الشكل (٢-١٣) ج. وهذا التغير من عينة إلى عينة في خطوط الانحدار التوقيفية والذي يعود إلى حدود الخطأ ذات الارتباط الذاتي الموجب، يمكن أن يكون كبيرا إلى الحد الذي يقود إلى تباينات كبيرة لمعاملات الانحدار المقدرة وذلك عند استخدام طرق المربعات الدنيا العادية.

واستخدام طرق المربعات الدنيا العادية عندما تكون حدود الخطأ ذات ارتباط ذاتي موجب، يقود إلى مشكلة أساسية أخرى هي، كما ذكرنا سابقا، أن MSE متوسط مربعات الخطأ، يمكن أن يعطي تقديرا بالنقصان لتباين الحدود. ويوضح الشكل (٢-١٣) هذه النقطة. لاحظ أن تشتت قيم Y حول خط الانحدار التوقيفي في الشكل (٢-١٣) ب أصغر بكثير من تشتت هذه القيم حول خط الانحدار الحقيقي في الشكل (٢-١٣) أ؛ وهذا هو أحد العوامل التي تشير إلى إحكام أكبر في معاملات الانحدار أكبر مما هو عليه الحال، في الحقيقة، عند استخدام فرق المربعات الدنيا العادية، مع وجود أخطاء ارتباطها الذاتي موجب.

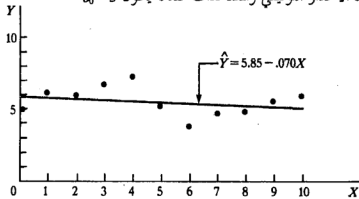
وفي ضوء خطورة المشاكل الناشئة عن وجود أخطاء ذاتية الارتباط فإن التحقق من وجودها هو من الأهمية بمكان. ورسم الرواسب في مقابل الزمن هو، بالرغم من أنه لا يتصف بالموضوعية، وسيلة فعالة للكشف عن وجود أخطاء ذاتية الارتباط. وقد تم أيضا تطوير اختبارات إحصائية لهذا، ويستند أحد هذه الاختبارات، وهو يُستخدم على نطاق واسع، إلى نموذج خطأ ذاتي الانحدار من المرتبة الأولى، مما نعرض له في الفقرة التالية. وهذا النموذج بسيط، علاوة على أن الخبرة تقترح قابليته المتواترة للتطبيق في الاقتصاد والتجارة، وذلك عندما تكون حدود الخطأ مرتبطة ارتباطا تسلسليا.

شكل (٢-١٣) الانحدار عند وجود حدود خطأ ارتباطها الذاتي موجب.

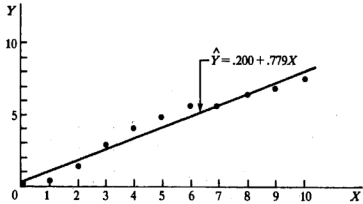
(أ) خط الانحدار الحقيقي والملاحظات عندما يكون $\varepsilon_0 = 3$



(ب) خط الانحدار التوفيقي والملاحظات عندما يكون $\varepsilon_0 = 3$



(ج) خط الانحدار التوفيقي والملاحظات عندما يكون $\varepsilon_0 = -0.2$ والاضطرابات مختلفة.



(٢-١٣) نموذج خطأ ذاتي الانحدار من المرتبة الأولى

المحدار خطي بسيط

نموذج الانحدار الخطي البسيط. متغير مستقل واحد وحدود خطأ عشوائية تتبع

نمطا ذاتي الانحدار من المرتبة الأولى هو:

$$\begin{aligned} Y_i &= \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i &= \rho \varepsilon_{i-1} + u_i \end{aligned} \quad (13.1)$$

حيث: ρ هي معلمة بحيث $|\rho| < 1$

u_i مستقلة و $N(0, \sigma^2)$

لاحظ أن (13.1) متطابقة مع نموذج الانحدار الخطي البسيط (3.1) باستثناء

ما يتعلق بتركيب حدود الخطأ. ويتألف كل حد خطأ في (13.1) من كسر من حد الخطأ السابق (عندما $\rho > 0$) بالإضافة إلى حد اضطراب جديد u_i . وتسمى المعلمة ρ معلمة الارتباط الذاتي.

المحدار متعدد

نموذج الانحدار المتعدد محدود خطأ عشوائية تتبع نمطا ذاتي الانحدار من المرتبة

الأولى هو:

$$\begin{aligned} Y_i &= \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i &= \rho \varepsilon_{i-1} + u_i \end{aligned} \quad (13.2)$$

حيث:

$$|\rho| < 1$$

u_i مستقلة و $N(0, \sigma^2)$

وهكذا نرى أن نموذج الانحدار المتعدد (13.2) متطابق مع نموذج الانحدار المذكور

سابقا (7.7) باستثناء ما يتعلق بتركيب حدود الخطأ.

خواص حدود الخطأ

ومن المفيد تعميم تعريف حد الخطأ ذاتي الانحدار من المرتبة الأولى، ε_i كما يلي:

$$\varepsilon_i = \rho \varepsilon_{i-1} + u_i$$

بحيث يبقى صحيحا لكل قيم i وبالتالي يكون $\varepsilon_i = \rho \varepsilon_{i-2} + u_{i-1} + u_i$ وعند تعويض هذه العبارة أعلاه، نحصل على:

$$\varepsilon_t = \rho(\rho\varepsilon_{t-2} + u_{t-1}) + u_t = \rho^2\varepsilon_{t-2} + \rho u_{t-1} + u_t$$

والآن بوضع ε_{t-2} مكان $\rho\varepsilon_{t-3} + u_{t-2}$ نحصل على:

$$\varepsilon_t = \rho^3\varepsilon_{t-3} + \rho^2u_{t-2} + \rho u_{t-1} + u_t$$

وبالاستمرار بهذه الطريقة نجد:

$$\varepsilon_t = \sum_{s=0}^{\infty} \rho^s u_{t-s} \quad (13.3)$$

وهكذا يكون حد الخطأ ε_t في الفترة t تركيباً خطياً في حد الاضطراب الراهن والحدود السابقة له. وعندما يكون $0 < \rho < 1$ ، فإن (13.3) تشير إلى أنه كلما بعدت الفترة في الماضي كلما كان لحد الاضطراب وزن أقل في تحديد قيمة ε_t . ويمكن تبين أن المتوسط والتباين لـ ε_t في نماذج خطأ الانحدار الذاتي من المرتبة الأولى (13.1) و (13.2) هي كالتالي:

$$E\{\varepsilon_t\} = 0 \quad (13.4)$$

$$\sigma^2\{\varepsilon_t\} = \frac{\sigma^2}{1-\rho^2} \quad (13.5)$$

وهكذا نرى أن لحدود الخطأ ε_t متوسطاً يساوي الصفر وتبايناً ثابتاً تماماً كما في حالة نماذج الانحدار محدود أخطاء غير مرتبطة.

وخلافاً، لنماذج الانحدار السابقة، على أي حال، فإن حدود الخطأ مرتبطة في نماذج خطأ الانحدار الذاتي من المرتبة الأولى (13.1) و (13.2). ويمكن إثبات أن التغاير بين حدود الخطأ المتجاورة ε_t و ε_{t-1} هو:

$$\sigma\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}\} = \rho \left(\frac{\sigma^2}{1-\rho^2} \right) \quad (13.6)$$

ويعرف معامل الارتباط بين ε_t و ε_{t-1} ويرمز له بـ $\rho\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}\}$ كما يلي:

$$\rho\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}\} = \frac{\sigma\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}\}}{\sigma\{\varepsilon_t\}\sigma\{\varepsilon_{t-1}\}} \quad (13.7)$$

وبما أن التباين لكل حد من حدود الخطأ وفقاً لـ (13.5) هو $(1-\rho^2)/\sigma^2$ فإن معامل الارتباط هو:

$$\rho\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}\} = \frac{\rho\left(\frac{\sigma^2}{1-\rho^2}\right)}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{1-\rho^2}} \sqrt{\frac{\sigma^2}{1-\rho^2}}} = \rho \quad (13.7a)$$

وهكذا فإن معلمة الارتباط الذاتي ρ هي نفسها معامل الارتباط بين حدود الأخطاء المتجاورة.

ويمكن تبين أن التغير بين حدي الخطأ اللذين يفصل بينهما s من الفترات هو:

$$\sigma\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-s}\} = \rho^s \left(\frac{\sigma^2}{1-\rho^2} \right) \quad s \neq 0 \quad (13.8)$$

ولذلك فإن معامل الارتباط بين ε_t و ε_{t-s} هو:

$$\rho\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-s}\} = \rho^s \quad s \neq 0 \quad (13.9)$$

ومن ذلك يتضح لنا أنه إذا كانت ρ موجبة فإن كل حدود الخطأ تكون مرتبطة ولكن كلما تباعدت الحدود كلما قل ارتباطها. والحالة الوحيدة التي تكون فيها حدود الخطأ في نماذج الخطأ ذاتي الانحدار (13.1) و (13.2) غير مرتبطة هي عندما يكون $\rho = 0$.

تعليقات

١- استنباط (13.4)، أي أن لحدود الخطأ توقعاً يساوي الصفر، يتبع مباشرة من أخذ توقع ε_t في (13.3) واستخدام $E\{u_t\} = 0$ لكل t وفقاً للنماذج (13.1) و (13.2).

٢- لاستنباط تباین حدود الخطأ، نستفيد من افتراض أن u_t مستقلة ولها تباین σ^2 في النماذج (13.1) و (13.2). وعندئذ نجد من (13.3):

$$\sigma^2\{\varepsilon_t\} = \sum_{s=0}^{\infty} \rho^{2s} \sigma^2(u_{t-s}) = \sigma^2 \sum_{s=0}^{\infty} \rho^{2s}$$

ومن المعروف الآن أنه لكل $|\rho| < 1$ لدينا:

$$\sum_{s=0}^{\infty} \rho^{2s} = \frac{1}{1-\rho^2}$$

وبالتالي يكون:

$$\sigma^2\{\varepsilon_t\} = \frac{\sigma^2}{1-\rho^2}$$

٣- ولاستنباط التغير بين ε_t و ε_{t-1} ينبغي معرفة أن:

$$\sigma^2\{\varepsilon_t\} = E\{\varepsilon_t^2\}$$

$$\sigma\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}\} = E\{\varepsilon_t \varepsilon_{t-1}\}$$

وهاتان النتيجةتان تتبعان من النظريتين (1.15a) و (1.21a) على الترتيب باعتبار أن $E\{\varepsilon_t\} = 0$ لكل قيم t وذلك من (13.4).

ومن (13.3) نجد:

$$E\{\varepsilon_t \varepsilon_{t-1}\} = E\{(u_t + \rho u_{t-1} + \rho^2 u_{t-2} + \dots)(u_{t-1} + \rho u_{t-2} + \rho^2 u_{t-3} + \dots)\}$$

ويمكن إعادة كتابة هذه على الشكل:

$$\begin{aligned} E\{\varepsilon_t \varepsilon_{t-1}\} &= E\left\{[u_t + \rho(u_{t-1} + \rho u_{t-2} + \dots)][u_{t-1} + \rho u_{t-2} + \rho^2 u_{t-3} + \dots]\right\} \\ &= E\{u_t(u_{t-1} + \rho u_{t-2} + \rho^2 u_{t-3} + \dots)\} \\ &\quad + E\{\rho(u_{t-1} + \rho u_{t-2} + \rho^2 u_{t-3} + \dots)^2\} \end{aligned}$$

وعا أن $E\{u_t u_{t-s}\} = 0$ لكل قيم $s \neq 0$ ، كنتيجة لفرضية استقلال u_t ، ولكون

$$E\{u_t\} = 0 \text{ مهما يكن } t, \text{ فيتلاشى الحد الأول ونحصل على}$$

$$E\{\varepsilon_t \varepsilon_{t-1}\} = \rho E\{\varepsilon_t^2\} = \rho \sigma^2 \{\varepsilon_{t-1}\}$$

وبالتالي نجد من (13.5) التي تصح أيا كانت قيمة t :

$$\sigma\{\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}\} = \rho \left(\frac{\sigma^2}{1 - \rho^2} \right)$$

٤- تُعتبر عملية خطأ الانحدار الذاتي من المرتبة الأولى في النماذج (13.1)

و (13.2) من أبسط الأنواع، وتتخذ العملية من المرتبة الثانية الشكل التالي:

$$\varepsilon_t = \rho_1 \varepsilon_{t-1} + \rho_2 \varepsilon_{t-2} + u_t \quad (13.10)$$

ويبقى من الممكن افتراض عمليات من مراتب أعلى. لقد تم تطوير طرق خاصة

لعمليات الخطأ ذاتي الانحدار المعقدة. وقد نوقشت هذه الطرق في معالجات لعمليات

السلاسل الزمنية والتنبؤ كما في المرجع [13.1] مثلا.

(٣-١٣) اختبار درين - واتسون للارتباط الذاتي

يفرض اختبار درين - واتسون للارتباط الذاتي نماذج الخطأ ذاتي الارتباط (13.1) أو

(13.2) مع تثبيت قيم المتغير أو المتغيرات المستقلة. ويتضمن الاختبار تحديد ما إذا

كانت معلمة الارتباط ρ في (13.1) أو (13.2) صفرا أم لا. لاحظ أنه إذا كان $\rho = 0$

فإن $u_t = \varepsilon_t$. وعندئذ تكون حدود الخطأ ε_t مستقلة باعتبار أن u_t مستقلة.

وبما أن حدود الخطأ في تطبيقات الاقتصاد والأعمال تنحو إلى إظهار ارتباط تسلسلي موجب فإن بدلي الاختبار المعتاد هما:

$$\begin{aligned} H_0: \rho &= 0 \\ H_a: \rho &> 0 \end{aligned} \quad (13.11)$$

ويمكن الحصول على إحصاء الاختبار D باستخدام طريقة المربعات الدنيا العادية لتوفيق دالة الانحدار، فنحسب أولا الرواسب العادية:

$$e_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (13.12)$$

ثم نحسب الإحصاءة:

$$D = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (13.13)$$

حيث n عدد المشاهدات.

لا توجد طريقة اختبار دقيقة ولكن درين وواتسون حصلوا على حد أدنى d_L وحد أعلى d_U بحيث إن أي قيمة لـ D خارج نطاق هذين الحدين تقود إلى قرار حاسم. وقاعدة القرار للاختبار بين البديلين في (13.11) هي:

$$\begin{aligned} \text{إذا كان: } D > d_U & \text{ نستنتج } H_0 \\ \text{إذا كان: } D < d_L & \text{ نستنتج } H_a \end{aligned} \quad (13.14)$$

إذا كان: $d_L \leq D \leq d_U$ فلا يقدم الاختبار نتائج محددة.

وتقود قيم D الصغيرة إلى النتيجة $\rho > 0$ ، وذلك لأن حدود الخطأ المتجاورة e_i و e_{i-1} تتجه عندما يكون ارتباطها الذاتي موجبا، إلى أن يكون لها الحجم نفسه. ولذلك فإن الفروقات في الرواسب $e_i - e_{i-1}$ تتجه لأن تكون قيمها صغيرة عندما تكون $\rho > 0$ ، وهذا يؤدي إلى أن يكون البسط في D صغيرا وبالتالي يؤدي إلى قيمة صغيرة لإحصاء الاختبار D .

ويتضمن الجدول (أ - ٦) الحدين d_U و d_L لحجوم عينات مختلفة n وذلك من أجل مستويي معنوية 0.01 و 0.05، ولأعداد مختلفة $p - 1$ من المتغيرات المستقلة X في نموذج الانحدار.

مثال

ترغب شركة بليسدل (Blaisdell) التنبؤ بحجم مبيعاتها وذلك باستخدام مبيعات الصناعة كمتغير تنبؤ. (يمكن الحصول على تنبؤات دقيقة لمبيعات الصناعة من الرابطة التجارية للصناعة المعنية) وتحتوي الأعمدة (١) و (٢) في الجدول (٢-١٣) البيانات ربع السنوية المعدلة فصليا لمبيعات الشركة ومبيعات الصناعة، على التوالي، وذلك للفترة ١٩٨٣-١٩٨٧ م. وقد اقترح رسم انتشار (غير موضح هنا) أنه من المناسب استخدام نموذج انحدار خطي. ولكن محلل أنماط السوق كان مهتما، على أي حال، فيما إذا كان الارتباط الذاتي لحدود الخطأ موجبا أم لا. وقد استخدم طريقة المربعات الدنيا العادية لتوفيق خط انحدار خطي للبيانات في الجدول (٢-١٣) والنتائج مبينة في نهاية الجدول (٢-١٣). وقد حصل عندئذ على الرواسب e_t ، وهي مبينة في العمود الثالث من الجدول (٢-١٣). ومرسومة مقابل الزمن في الشكل (٣-١٣). لاحظ كيف أن الرواسب تقع بصورة متسقة فوق القيم التوفيقية وتحتها وذلك لفترات غير قصيرة. ويقترح مثل هذا النمط وجود ارتباط ذاتي موجب بين حدود الخطأ وذلك عند استخدام دالة انحدار مناسبة. لتأكيد هذا التشخيص البياني رغب المحلل في استخدام اختبار درين - واتسون للبدليين:

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_a: \rho > 0$$

والحسابات المطلوبة لإحصاءة الاختبار موجودة في الأعمدة (٤)، (٥) و (٦) من

الجدول (٢-١٣). وبعد ذلك حصل المحلل على مايلي:

$$D = \frac{\sum_{t=2}^{20} (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{20} e_t^2} = \frac{.09794}{.13330} = .735$$

مستخدما مستوى معنوية 0.01 ولقيم $n = 20$ و $p - 1 = 1$ وجد من الجدول (٦-١) ما

يلي:

$$d_L = 0.95$$

$$d_U = 1.15$$

وبما أن قيمة $D = 0.735$ تقع تحت $d_L = 0.95$ فإن قاعدة القرار (13.14) تشير إلى أن

الاستنتاج المناسب هو H_0 أي أن حدود الخطأ مرتبطة ذاتيا بصورة موجبة.

جدول (١٣-٢) بيانات مثال شركة بلسل، نتائج الانحدار، وحسابات اختبار درين - واتسون (بيانات

مبيعات الشركة والصناعة معدلة فصليا)

(١)	(٢)	(٣)	(٤)	(٥)	(٦)	السنة والفصل
مبيعات الشركة (ملايين الدولارات)	مبيعات الصناعة (ملايين الدولارات)	الراسب X_t	e_t	$e_t - e_{t-1}$	$(e_t - e_{t-1})^2$	e_t^2
20.96	127.3	-0.026052	-	-	0.006787	1983 :1
21.40	130.0	-0.062015	0.0012933	-0.035963	0.0038459	2
21.96	132.7	0.022021	0.0070620	0.084036	0.004849	3
21.52	129.4	0.163754	0.0200882	0.141733	0.0268154	4
22.39	135.0	0.046570	0.0137321	-0.117184	0.0021688	1984 :1
22.76	137.1	0.046377	0.0000000	-0.000193	0.0021508	2
23.48	141.2	0.043617	0.0000076	-0.002760	0.0019024	3
23.66	142.8	-0.058435	0.0104146	-0.102052	0.0034146	4
24.10	145.5	-0.094399	0.0012934	-0.035964	0.0089112	1985 :1
24.01	145.3	-0.149142	0.0029968	-0.054743	0.0222433	2
24.54	148.3	-0.147991	0.0000013	0.001151	0.0219013	3
24.30	146.4	-0.053054	0.0090130	0.094937	0.0028147	4
25.00	150.2	-0.022928	0.0009076	0.030126	0.0005257	1986 :1
25.64	153.1	0.105852	0.0165843	0.128780	0.0112046	2
26.36	157.3	0.085464	0.0073041	-0.020388	0.0073041	3
26.98	160.7	0.106102	0.0004259	0.020638	0.0112576	4
27.52	164.2	0.029112	0.0059275	-0.076990	0.0008475	1987 :1
27.78	165.6	0.042316	0.0001743	0.013204	0.0017906	2
28.24	168.7	-0.044160	0.0074781	-0.086476	0.0019501	3
28.78	171.7	-0.033009	0.0010896	0.011151	0.0010896	4
			0.0979400		0.1333018	المجموع

$$\hat{Y} = -1.4548 + .17628X$$

$$s\{b_0\} = .21415$$

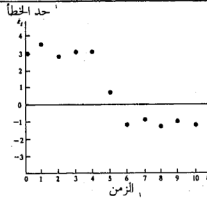
$$s\{b_1\} = .00144$$

$$MSE = .00741$$

تعليقات

١- إذا احتجنا إلى اختبار للارتباط الذاتي السالب فإن إحصاء الاختبار التي يمكن استخدامها هي $d - 4$ ، حيث d كما عرفناها من قبل. ويمكن إجراء الاختبار بالطريقة نفسها التي استخدمت لاختبار الارتباط الذاتي الموجب. أي أنه إذا كانت الكمية $d - 4$ واقعة تحت d_L فنستنتج أن $\rho < 0$ وبأنه يوجد ارتباط ذاتي سالب، وهكذا.

شكل (١-١٣) رسم الرواسب مقابل الزمن - مثال شركة بليسديل.



٢- يمكن القيام باختبار ثنائي الجانب للفرضية $H_0: \rho = 0$ ضد الفرضية $H_a: \rho \neq 0$ وذلك بالاستفادة من الاختبارين وحيدتي الجانب كل على حدة، والخطأ من النوع الأول لاختبار ثنائي الجانب هو 2α ، حيث α هو الخطأ من النوع الأول لكل من الاختبارين وحيدتي الجانب.

٣- عندما يعطى اختبار دربن - واتسون الذي يستخدم الحدين d_U و d_L نتائج غير محددة، فإننا نحتاج من حيث المبدأ إلى مزيد من المشاهدات. وفي حالة بيانات سلاسل زمنية قد يكون من المستحيل، بالطبع، الحصول على مزيد من المشاهدات أو من الممكن أن تتوافر المشاهدات المطلوبة في المستقبل مما يؤدي إلى تأخير كبير عند الانتظار للحصول عليها. وعندما يكون اختبار الحدود غير مجدي فإن دربن - واتسون (مرجع [13.2]) يعطيان اختباراً تقريبياً يمكن استخدامه في هذه الحالة ولكن حتى يعطينا هذا الاختبار أكثر من مجرد مؤشر تقريبي لكون الارتباط الذاتي موجوداً أم لا

ينبغي أن تكون درجات الحرية أكبر من 40.

وهناك طريقة معقولة تقضي باعتبار النتائج غير المحددة وكأنها تقترح وجود ارتباط ذاتي ومن ثم استخدام إحدى التدابير العلاجية، والتي سنناقشها فيما بعد. وإذا كان هذا التدبير لا يقودنا إلى نتائج انحدار مختلفة اختلافا كبيرا فعندئذ يمكن الأخذ بفرضية عدم وجود حدود خطأ مرتبطة. وعندما يؤدي التدبير العلاجي بالفعل إلى نتائج انحدار مختلفة تماما (كأن تعطى أخطاء معيارية مقدرة أكبر لمعاملات الانحدار أو حذف الأخطاء المرتبطة ذاتيا)، فقد تكون النتائج التي حصلنا عليها من التدابير العلاجية هي النتائج المناسبة.

٤- اختبار درين - واتسون ليس متيعا ضد الخطأ في تحديد النموذج. مثلاً يمكن ألا يكشف الاختبار وجود أخطاء مرتبطة ذاتيا وتتبع نمط الانحدار الذاتي من المرتبة الثانية المعروف في (13.10).

٥- ومع الاستخدام الواسع لاختبار درين - واتسون، إلا أنه تتوافر اختبارات أخرى للارتباط الذاتي. وأحد هذه الاختبارات البديلة هو اختبار ثيل وناجار الموجود في المرجع [13.3].

(١٣-٤) تدابير علاجية للارتباط الذاتي

التدبيران العلاجان الرئيسان عند وجود حدود خطأ مرتبطة ذاتيا هما إما بإضافة واحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة إلى نموذج الانحدار أو باستخدام متغيرات محوكة.

إضافة متغيرات مستقلة

أحد الأسباب الرئيسة لوجود حدود أخطاء مرتبطة ذاتيا، وكما بينا سابقا، هو حذف واحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة من النموذج والتي لها تأثيرات مرتبة زمنيا على المتغير التابع. وعند اكتشاف وجود حدود خطأ مرتبطة ذاتيا فإن التدبير العلاجي الأول يجب أن يكون دائما البحث عن متغيرات مستقلة أساسية محذوفة. وقد ذكرنا سابقا عند الحديث عن انحدار المبيعات السنوية لمنتج ما على السعر السنوي المتوسط لهذا المنتج في فترة 30 سنة بأن المتغير المحذوف هو حجم المجتمع، وفي بعض الأحيان

يمكن أن يساعد استخدام متغير ذي اتجاه خطي بسيط، أو استخدام متغيرات مؤشرة للتأثيرات الفصلية، في حذف الارتباط الذاتي في حدود الخطأ أو التقليل منه.

استخدام المتغيرات المحولة

لا ينبغي استخدام تدبير علاجي يستند إلى تحويل المتغيرات إلا عندما لا يكون استخدام متغيرات مستقلة إضافية مفيداً في التخلص من مشكلة الارتباط الذاتي للأخطاء. ولقد تم تطوير العديد من التدابير العلاجية المعتمدة على تحويل المتغيرات. وستتطرق بالشرح لثلاث من هذه الطرق. وسيقتصر شرحنا على الانحدار الخطي البسيط ولكن التعميم إلى الانحدار المتعدد سهل ومباشر.

وتعتمد كل من هذه الطرق الثلاث على خاصية مهمة لنموذج الانحدار (13.1) حيث يكون لحد الخطأ انحدار ذاتي من المرتبة الأولى. لنأخذ المتغير المستقل المحوّل (وبعني المتغير المستقل بعد التحويل):

$$Y'_t = Y_t - \rho Y_{t-1}$$

وبالتعويض عن Y_t و Y_{t-1} في هذه العبارة وفقاً لنموذج الانحدار (13.1) نحصل على:

$$\begin{aligned} Y'_t &= (\beta_0 + \beta_1 X_t - \varepsilon_t) - \rho(\beta_0 + \beta_1 X_{t-1} + \varepsilon_{t-1}) \\ &= \beta_0(1 - \rho) + \beta_1(X_t - \rho X_{t-1}) + (\varepsilon_t - \rho \varepsilon_{t-1}) \end{aligned}$$

ولكن $u_t = \varepsilon_t - \rho \varepsilon_{t-1}$ وفقاً لـ (13.1) وبالتالي:

$$Y'_t = \beta_0(1 - \rho) + \beta_1(X_t - \rho X_{t-1}) + u_t \quad (13.15)$$

حيث u_t هي حدود الاضطرابات المستقلة. وهكذا عندما نستخدم المتغير Y'_t ، فإن نموذج الانحدار يحوي حدود خطأً مستقلة. وعلاوة على ذلك فإن النموذج (13.15) هو نموذج انحدار خطي بسيط بمتغير مستقل جديد $X'_t = X_t - \rho X_{t-1}$ ويمكن ملاحظة ذلك بإعادة كتابة (13.15) كما يلي:

$$Y'_t = \beta'_0 + \beta'_1 X'_t + u_t \quad (13.16)$$

حيث:

$$\begin{aligned}
Y'_t &= Y_t - \rho Y_{t-1} \\
X'_t &= X_t - \rho X_{t-1} \\
\beta'_0 &= \beta_0(1-\rho) \\
\beta'_1 &= \beta_1
\end{aligned}$$

وبالتالي نحصل، باستخدام المتغيرات المحولة X'_t و Y'_t ، على نموذج انحدار خطي بسيط بمحدود خطأ مستقلة. وهذا يعني أن طرق المربعات الدنيا العادية تحتفظ في هذا النموذج بنواصها المثلى المعتادة.

ولكي تتمكن من استخدام النموذج (13.16) فسنحتاج بصورة عامة، إلى تقدير معلمة الارتباط الذاتي ρ وذلك لأن قيمتها عادة غير معروفة. والطرق الثلاث التي سيتم وصفها تختلف في كيفية القيام بذلك. وعلى أي حال فالنتائج التي نحصل عليها من هذه الطرق الثلاث غالبا ماتكون متشابهة تماما. وحالما نحصل على تقدير لـ ρ ، سنرمز له بـ r ، فإننا نحصل على المتغيرات Y'_t و X'_t ، مستخدمين هذا التقدير لـ ρ :

$$Y'_t = Y_t - rY_{t-1} \quad (13.17a)$$

$$X'_t = X_t - rX_{t-1} \quad (13.17b)$$

وعندئذ نقوم بتوفيق نموذج الانحدار (13.16) لهذه البيانات المحولة مما ينتج دالة الانحدار المقدرة:

$$\hat{Y}' = b'_0 + b'_1 X' \quad (3.18)$$

وإذا كانت دالة الانحدار التوفيقية قد ألغت الارتباط الذاتي في حدود الخطأ فإنه يمكننا العودة إلى نموذج انحدار توفيق في المتغيرات الأصلية كما يلي:

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X \quad (13.19)$$

حيث:

$$b_0 = \frac{b'_0}{1-r} \quad (13.19a)$$

$$b_1 = b'_1 \quad (13.19b)$$

ويمكن الحصول على الانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار للمتغيرات الأصلية من مثيلاتها لمعاملات الانحدار للمتغيرات المحولة وذلك كما يلي:

$$s\{b_0\} = \frac{s\{b'_0\}}{1-r} \quad (13.20a)$$

$$s\{b_1\} = s\{b'_1\} \quad (13.20b)$$

طريقة كوكران - أوركوت (Cochran - Orcutt)

طريقة كوكران - أوركوت هي طريقة تكرارية من ثلاث خطوات:

١- تقدير ρ : يمكن إنجاز هذه الخطوة بملاحظة أنه يمكن النظر إلى عملية الخطأ

ذاتي الارتباط، المفترضة في النموذج (13.1) على أنها انحدر عبر نقطة الأصل:

$$e_t = \rho e_{t-1} + u_t$$

حيث e_t هو المتغير التابع، e_{t-1} المتغير المستقل، u_t حد الخطأ، و ρ ميل الخط عبر نقطة الأصل. وبما أن e_t و e_{t-1} غير معروفة. فنستخدم الرواسب e_t و e_{t-1} التي حصلنا عليها بطرق المربعات الدنيا العادية، كمتغير تابع ومتغير مستقل على الترتيب، ونحصل على تقدير لـ ρ بتوفيق خط مستقيم عبر نقطة الأصل. ومن مناقشتنا السابقة للانحدار عبر نقطة الأصل نعلم بواسطة (13.15) أن تقدير الميل ρ ونرمز له بـ r يعطى بـ:

$$r = \frac{\sum_{i=2}^n e_{i-1} e_i}{\sum_{i=2}^n e_{i-1}^2} \quad (13.21)$$

٢- توفيق النموذج المحوّل (13.16): باستخدام قيمة ρ المقدّرة من (13.21)،

نحصل بعد ذلك على المتغيرات المحولة X'_i و Y'_i من (13.17). ونستخدم طريقة المربعات الدنيا العادية مع هذه المتغيرات المحولة لنحصل على دالة الانحدار التوفيقية (13.18).

٣- اختبار لمعرفة الحاجة للتكرار: نستخدم بعد ذلك اختبار درين - واتسون

لمعرفة ما إذا كانت حدود الخطأ للنموذج المحوّل غير مرتبطة. فإذا دل الاختبار على أنها غير مرتبطة تنتهي العملية. ونحصل على نموذج الانحدار التوفيقى بدلالة المتغيرات الأصلية عن طريق تحويل معاملات الانحدار مرة أخرى طبقاً لـ (13.19).

إذا أشار اختبار درين - واتسون إلى أن الارتباط الذاتي لا يزال موجوداً بعد التكرار الأول فعندئذٍ نعيد تقدير المعلمة ρ من الرواسب الجديدة لنموذج الانحدار

التوفيقي (13.19) بالمتغيرات الأصلية والتي حصلنا عليها من نموذج الانحدار التوفيقي (13.18) بالمتغيرات المحولة. ونحصل على مجموعة جديدة من المتغيرات المحولة بقيمة جديدة لـ r . ويمكن الاستمرار في هذه الطريقة لتكرار آخر أو تكرارين حتى يدل اختبار درين - واتسون إلى أن حدود الخطأ في النموذج المحول غير مرتبطة. أما إذا لم تنته العملية بعد تكرار أو تكرارين فيجب عندئذ استخدام طريقة مختلفة.

مثال. في مثال شركة بليسديل، تظهر في الجدول (١٣-٣) الحسابات المطلوبة لتقدير معلمة الارتباط الذاتي ρ ، والتي حصلنا عليها من الرواسب المحسوبة بطريقة المربعات الدنيا العادية مطبقة على المتغيرات الأصلية. ويعيد العمود الأول عرض الرواسب في الجدول (١٣-٢). ويحوي العمود الثاني الرواسب e_{t-1} أما الحسابات المطلوبة ففي العمودين الثالث والرابع. وبالتالي نقدر r كما يلي:

$$r = \frac{.0834478}{.1322122} = .631166$$

ويمكننا الآن الحصول على المتغيرات المحولة Y'_t و X'_t في (13.17a) و (13.17b)

$$\begin{aligned} Y'_t &= Y_t - .631166Y_{t-1} \\ X'_t &= X_t - .631166X_{t-1} \end{aligned}$$

ونائج هذه الحسابات معروضة في الجدول (١٣-٤). حيث يوجد في العمودين الأول والثاني إعادة لقيم المتغيرات الأصلية Y_t و X_t فيما يحوي العمودان الثالث والرابع المتغيرات المحولة Y'_t و X'_t . ونستخدم الآن توفيق انحدار خطي بطريقة المربعات الدنيا العادية لهذه المتغيرات المحولة مبنية على المشاهدات الـ $n-1$ المتبقية بعد التحويلات. وخط الانحدار التوفيقي مع نتائج الانحدار الأخرى معطاة في أسفل الجدول (١٣-٤). وخط الانحدار التوفيقي للمتغيرات المحولة هو:

$$\hat{Y}' = -.3941 + .17376X' \quad (13.22)$$

حيث:

$$Y'_t = Y_t - .631166Y_{t-1} \quad X'_t = X_t - .631166X_{t-1}$$

وبما أن الحد العشوائي من نموذج الانحدار المحول (13.16) هو حد الاضطراب u_t فإن $MSE = 0.00451$ هو تقدير لتباين حد الاضطراب هذا، تذكر أن $\sum u_t = 0$.

بناءً على دالة الانحدار التوقيفية للمتغيرات المحولة (13.22) حصلنا على الرواسب ومن ثم تمكنا من حساب إحصاءة دربن - واتسون. النتيجة هي $D = 1.65$ (الحسابات غير مبينة هنا). ومن الجدول (٦-أ) وجدنا من أجل $\alpha = 0.01$ ، $p-1 = 1$ و $n = 19$.

$$d_L = 0.93$$

$$d_U = 1.13$$

وبما أن $d_U = 1.13 > D = 1.65$ فنستنتج أن معامل الارتباط لحدود الخطأ في النموذج ذي المتغيرات المحولة يساوي الصفر.

جدول (٣-١٣) الحسابات اللازمة لتقدير ρ بطريقة كوكران - أوركيت - مثال شركة بليسند.

t	(١) e_t	(٢) e_{t-1}	(٣) $e_t \cdot e_{t-1}$	(٤) e_{t-1}^2
1	-0.026052	-	-	-
2	-0.062015	-0.026052	.0016156	.0006787
3	.022021	-0.062015	-.0013656	.0038459
4	.163754	.022021	.0036060	.0004849
5	.046570	.163754	.0076260	.0268154
6	.046377	.046570	.0021598	.0021688
7	.043617	.046377	.0020228	.0021508
8	-.058435	.043617	-.0025488	.0019024
9	-.094399	-.058435	.0055162	.0034146
10	-.149142	-.094399	.0140789	.0089112
11	-.147991	-.149142	.0220718	.0222433
12	-.053054	-.147991	.0078515	.0219013
13	-.022928	-.053054	.0012164	.0028147
14	.105852	-.022928	-.0024270	.0005257
15	.085464	.105852	.0090465	.0112046
16	.106102	.085464	.0090679	.0073041
17	.029112	.106102	.0030889	.0112576
18	.042316	.029112	.0012319	.0008475
19	-.044160	.042316	-.0018687	.0017906
20	-.033009	-.044160	.0014577	.0019501
المجموع			.0834478	.1322122

$$r = \frac{\sum e_{t-1}e_t}{\sum e_{t-1}^2} = \frac{.0834478}{.1322122} = .631166$$

وبما أننا عاجلنا بنجاح مشكلة حدود الخطأ المرتبطة ذاتياً فإننا نعود الآن فنحول

النموذج التوفيقي في (13.22) إلى المتغيرات الأصلية، مستخدمين (13.19):

$$b_0 = \frac{b'_0}{1-r} = \frac{-.3941}{1-.631166} = -1.0685$$

$$b_1 = b'_1 = .17376$$

جدول (٤-١٣) المتغيرات اخلوة ونتائج الانحدار للتكرار الأول وذلك بطريقة كوكران وأوركوت - مثال شركة بليسدل.

(٤)	(٣)	(٢)	(١)	t
$X'_t = X_t - .631166X_{t-1}$	$Y'_t = Y_t - .631166Y_{t-1}$	X_t	Y_t	
-	-	127.3	20.96	1
49.653	8.1708	130.0	21.40	2
50.648	8.4530	132.7	21.96	3
45.644	7.6596	129.4	21.52	4
53.327	8.8073	135.0	22.39	5
51.893	8.6282	137.1	22.76	6
54.667	9.1147	141.2	23.48	7
53.679	8.8402	142.8	23.66	8
55.369	9.1666	145.5	24.10	9
53.465	8.7989	145.3	24.01	10
56.592	9.3857	148.3	24.54	11
52.798	8.8112	146.4	24.30	12
57.797	9.6627	150.2	25.00	13
58.299	9.8608	153.1	25.64	14
60.668	10.1769	157.3	26.36	15
61.418	10.3425	160.7	26.98	16
62.772	10.4911	164.2	27.52	17
61.963	10.4103	165.6	27.78	18
64.179	10.7062	168.7	28.24	19
65.222	10.9559	171.7	28.78	20
$\hat{Y}' = -.3941 + .17376X'$				
$s\{b'_0\} = .1672$				
$s\{b'_1\} = .002957$				
$MSE = .00451$				

مما يقودنا إلى خط الانحدار التوفيقي في المتغيرات الأصلية.

$$\hat{Y} = -1.0685 + .17376X \quad (13.23)$$

وأخيراً يمكننا الحصول على الانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار للمتغيرات الأصلية باستخدام (13.20) وبناء على النتائج في الجدول (٤-١٣) نجد:

$$s\{b_0\} = \frac{s\{b_0\}}{1-r} = \frac{.1672}{1-.631166} = .45332$$

$$s\{b_1\} = s\{b_f\} = .002957$$

تعليقات

١- لا تعمل طريقة كوكران - أوركست، دائما بصورة مناسبة كما يجب. والسبب الرئيس لهذا هو أنه عندما تكون حدود الخطأ مرتبطة ذاتيا بصورة موجبة، تنحوي قيمة r المقدرة في (13.21) إلى تقدير معلمة الارتباط الذاتي ρ بالنقصان. وعندما يكون هذا الانحياز جدياً فقد يقلل ذلك بشكل كبير من فعالية طريقة كوكران - أوركست.

٢- توجد علاقة تقريبية بين إحصاءة اختبار درين - واتسون D في (13.13) وبين معلمة الارتباط المقدرة r في (13.21):

$$D \approx 2(1 - r) \quad (13.24)$$

وتشير هذه العلاقة إلى أن إحصاءة درين - واتسون تتراوح تقريبا بين 0 و 4 وذلك لأن r تأخذ قيمة بين -1 و +1، وأن قيمة D تساوي 2 عندما $r = 0$. وفي مثال شركة بليسدل ومن توفيق الانحدار بطريقة المربعات الدنيا وجدنا $D = 0.735$ ، $r = 0.631$ و $2(1 - r) = 0.738$.

٣- في ظروف معينة، قد يكون من المفيد وضع قيم شبه محولة للفترة الأولى، بحيث يستند الانحدار للمتغيرات المحولة على n بدلا من $n - 1$ من المشاهدات وطرق القيام بذلك متوافرة في كتب متخصصة مثل المرجع [13.4].

٤- تنطبق خواص المربعات الدنيا للرواسب، مثل مجموع الرواسب يساوي الصفر، على رواسب دالة الانحدار التوفيقية للمتغيرات المحولة، ولكن ليس لرواسب دالة الانحدار التوفيقية بعد إعادة تحويلها بدلالة المتغيرات الأصلية.

طريقة هيلد ريث - لُو

تتخذ طريقة هيلدريث - لُو لتقدير معلمة الارتباط الذاتي ρ ، بغية استخدامها في التحويلات (13.17) الأسلوب نفسه الذي تتخذه طريقة بوكس - كوكس لتقدير

المعلمة β في تحويل القوى لـ Y ، بغية تحسين صلاحية نموذج الانحدار القياسي. إذ نختار في طريقة هيلدرث - لُو تلك القيمة لـ p التي تجعل مجموع مربعات الخطأ لنموذج الانحدار المحوّل (13.16) أصغر مايمكن:

$$SSE = \sum (Y'_i - \hat{Y}'_i)^2 = \sum (Y'_i - b'_0 - b'_1 X'_i)^2 \quad (13.25)$$

وتتوافر برامج حاسب لإيجاد قيمة p التي تجعل SSE أصغر مايمكن. وبصورة بديلة، يمكننا أن نبحث حسابياً بتشغيل انحدارات متكررة، مع قيم مختلفة لـ p في كل انحدار، وذلك لاستطلاع القيمة التقريبية لـ p التي تجعل SSE أصغر مايمكن. وعند معرفة الفترة التي تقع فيها قيمة p التي تجعل SSE أصغر ما يمكن، يمكن البحث ضمن هذه الفترة على قيمة أكثر دقة لـ p .

وحالما نحصل على قيمة p التي تجعل SSE أصغر مايمكن يمكننا تحديد دالة الانحدار التوفيقية المقابلة لتلك القيمة لـ p . وإذا حُدثت عملية التحويل الارتباط الذاتي بنجاح فيمكن الحصول على دالة الانحدار التوفيقية في المتغيرات الأصلية بواسطة (13.19).

مثال. يحوي الجدول (٥-١٣) نتائج الانحدار لطريقة هيلدرث - لُو عند القيام بتوفيق نموذج الانحدار المحوّل (13.16) لبيانات شركة بليسدل وذلك من أجل قيم مختلفة للمعلمة الارتباط الذاتي. ونلاحظ أن SSE يأخذ أصغر قيمة له عندما تكون p قريبة من 0.96. وهكذا سنأخذ $r = 0.96$ كتقدير لـ p . ودالة الانحدار التوفيقية للمتغيرات المحولة من أجل $r = 0.96$ بالإضافة إلى نتائج أخرى للانحدار، معطاة في أسفل الجدول (٥-١٣). ودالة الانحدار التوفيقية في المتغيرات المحولة هي:

$$\hat{Y}' = .071117 + .16045X' \quad (13.26)$$

حيث:

$$Y'_i = Y_i - .96Y_{i-1}$$

$$X'_i = X_i - .96X_{i-1}$$

وإحصاءة اختبار درين - واتسون لهذا النموذج التوفيق هي $D = 1.73$ ومن أجل القيم $n = 19$ ، $p - 1 = 1$ و $\alpha = 0.01$ تكون القيمة الحرجة العليا $d_U = 1.13$

ونستنتج أنه لم يبق ارتباط ذاتي في النموذج المحول.

ولذلك سنحول دالة الانحدار (13.26) عائدين مرة أخرى إلى المتغيرات الأصلية

وباستخدام (13.19)، نحصل على:

$$\hat{Y} = 1.7793 + .16045X \quad (13.27)$$

أما الانحرافات المعيارية المقدرة لمعاملات الانحدار فهي:

$$s\{b_0\} = 1.450 \quad s\{b_1\} = .006840$$

جدول (٥-١٣) نتائج طريقة هيلدرث - لومثال شركة بليسدل

SSE	ρ
.1170	.10
.0938	.30
.0805	.50
.0758	.70
.0728	.90
.0723	.92
.0718	.94
.07171	.95
.07167	.96
.07175	.97
.07197	.98
$\rho = .96$	$\hat{Y}' = .07117 + .16045X'$
$s\{b'_0\} = .05798$	$s\{b'_1\} = .006840$
$MSE = .00422$	

تعليقات

١- على العكس من طريقة كوكران - أوركوت. لا تتطلب طريقة هيلدرث - لومثال

أي تكرارات عندما نحصل على تقدير لمعلمة الارتباط الذاتي ρ .

٢- لاحظ من الجدول (٥-١٣) أن SSE، كدالة في ρ ، تبقى مستقرة تماماً في

منطقة واسعة حول القيمة الصغرى لها. وهذا هو ما يحدث في الغالب، مما يشير إلى أنه

لا حاجة لأن تكون عملية البحث الحسابية عن أفضل قيمة لـ ρ دقيقة جداً ما لم يكن

لدينا اهتمام خاص في حد التقاطع β_0 ، ذلك لأن التقدير b_0 حساس بالنسبة لقيمة r .

طريقة الفروق الأولى

بما أن قيمة معلمة الارتباط الذاتي ρ هي قيمة كبيرة في الغالب، وأن SSE كدالة في ρ تكون مستقرة تماماً من أجل قيم كبيرة لـ ρ تصل حتى الـ 1.0 ، كما في مثال شركة بليسديل، فقد اقترح بعض الاقتصاديين والإحصائيين استخدام $\rho = 1$ في النموذج المحول (13.16) وإذا كانت $\rho = 1$ و $\beta'_0 = \beta_0(1-\rho) = 0$ فيصبح النموذج المحول (13.16) كما يلي:

$$Y'_t = \beta'_1 X'_t + u_t \quad (13.28)$$

حيث:

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (13.28a)$$

$$X'_t = X_t - X_{t-1} \quad (13.28b)$$

وهكذا نرى مرة أخرى أنه يمكن تقدير معاملات الانحدار مباشرة بطرق المربعات الدنيا العادية وترتكز هذه المرة على المحدار عبر نقطة الأصل. ونلاحظ أن المتغيرات المحولة في (13.2a) و (13.2b) هي فروقات أولى عادية. وقد وجد أن طريقة الفروقات الأولى فعالة في تخفيض الارتباطات الذاتية لحدود الخطأ، وذلك في العديد من التطبيقات، وهي بالطبع أبسط بكثير من طريقي كوكران - أوركث وهيلدرث - لو. ودالة الانحدار التوفيقية في المتغيرات المحولة هي:

$$\hat{Y}' = b'_1 X' \quad (13.29)$$

ويمكن تحويلها والعودة مرة أخرى إلى المتغيرات الأصلية كما يلي:

$$\hat{Y} = b_0 + b_1 X \quad (13.30)$$

حيث:

$$b_0 = \bar{Y} - b'_1 \bar{X} \quad (13.20a)$$

$$b_1 = b'_1 \quad (13.30b)$$

مثال. يحوي الجدول (١٣-٦) على المتغيرات المحولة و X بناء على تحويلات الفروقات الأولى في (13.28a,b) لمثال شركة بليسديل. ويؤدي تطبيق طريقة المربعات الدنيا لتقدير

الانحدار الخطي عبر نقطة الأصل إلى النتائج الموضحة في أسفل الجدول (٦-١٣). وخط الانحدار التوفيقي في المتغيرات المحولة هو:

$$\hat{Y}' = .16849 X' \quad (13.31)$$

حيث:

$$Y'_t = Y_t - Y_{t-1}$$

$$X'_t = X_t - X_{t-1}$$

جدول (٦-١٣) الفروقات الأولى ونتائج الانحدار بطريقة الفروقات الأولى - مثال شركة بلسدول

t	(١) Y_t	(٢) X_t	(٣) $Y'_t = Y_t - Y_{t-1}$	(٤) $X'_t = X_t - X_{t-1}$
1	20.96	127.3	-	-
2	21.40	130.0	.44	2.7
3	21.96	132.7	.56	2.7
4	21.52	129.4	-.44	-3.3
5	22.39	135.0	.87	5.6
6	22.76	137.1	.37	2.1
7	23.48	141.2	.72	4.1
8	23.66	142.8	.18	1.6
9	24.10	145.5	.44	2.7
10	24.01	145.3	-.09	-.2
11	24.54	148.3	.53	3.0
12	24.30	146.4	-.24	-1.9
13	25.00	150.2	.70	3.8
14	25.64	153.1	.64	2.9
15	26.36	157.3	.72	4.2
16	26.98	160.7	.62	3.4
17	27.52	164.2	.54	3.5
18	27.78	165.6	.26	1.4
19	28.24	168.7	.46	3.1
20	28.78	171.7	.54	3.0

$$\hat{Y}' = .16849 X'$$

$$s\{b'_1\} = .005096 \quad MSE = .00482$$

ولفحص ما إذا كانت طريقة الفروقات الأولى قد أزال الارتباط الذاتي فإننا نستخدم اختبار درين - واتسون. هناك نقطتان يجب ملاحظتهما عند استخدام اختبار

دربن - واتسون مع طريقة الفروق الأولى. ففي بعض الأحيان، يمكن لطريقة الفروقات الأولى أن تفرط في التصحيح، مما يؤدي إلى ارتباط ذاتي سالب في حدود الخطأ. ولذلك، فقد يكون من المناسب استخدام اختبار دربن - واتسون ذي الجانبين عند اختبار الارتباط الذاتي لبيانات الفروق الأولى. والنقطة الثانية هي أنه لا يوجد حد تقاطع في نموذج الفروق الأولى (13.28) بينما يتطلب اختبار دربن - واتسون نموذج انحدار توافقي محتويًا على حد تقاطع. يمكننا إجراء اختبار مشروع للارتباط الذاتي، في نموذج لايجوي حد تقاطع، وذلك بتوقيع دالة انحدار، لهذا الغرض، محتوية على حد تقاطع. وبالطبع، فإن النموذج الذي يهمنا هنا هو النموذج الذي لايجوي حد تقاطع. وفي مثال شركة بليسديل، نجد أن إحصاءة دربن وواتسون لنموذج انحدار الفروق الأولى التوافقي مع حد تقاطع، هي $D = 1.75$ وتشير هذه إلى عدم وجود ارتباط ذاتي في حدود الخطأ سواء باستخدام اختبار ذي جانب واحد ($\alpha = 0.01$) أو اختبار ذي جانبيين ($\alpha = 0.02$).

وبما أن طريقة الفروقات الأولى قد أزيلت وبجحاح الارتباط الذاتي، فإننا نعود إلى نموذج توافقي في المتغيرات الأصلية باستخدام (13.30):

$$\hat{Y} = -30349 + 1.6849X \quad (13.32)$$

حيث:

$$b_0 = 24.569 - .16849(147.62) = -30349$$

ونعلم من الجدول (١٣-٦) أن الانحراف المعياري المقدّر لـ b_1 هو $s\{b_1\} = 0.005096$ باعتبار أن $b_1 = b'_1$.

جدول (١٣-٧) نتائج الانحدار الرئيسة لطرق التحويل الثلاث - مثال شركة بليسديل

الطريقة	b_1	$s\{b_1\}$	r	تقدير $\sigma^2 (MSE)$
أوركت - كوكران	.1738	.0030	.63	.0045
هيلورث - لو	.1605	.0068	.96	.0042
الفروق الأولى	.1685	.0051	1.0	.0048
المتغيرات الأصلية	.1763	.0014	-	-

مقارنة بين الطرق الثلاث

يبين جدول (١٣-٧) بعض نتائج الانحدار الرئيسة للطرق الثلاث، بالإضافة إلى انحدار توفيقى للمتغيرات الأصلية بطريقة المربعات الدنيا العادية. ويمكننا ملاحظة النقاط الأساسية التالية:

١- تقديرات β_1 جميعها قريبة تماما بعضها من بعض.

٢- الانحرافات المعيارية المقدرة لـ b_1 المستندة إلى طرق هيلدريث - لو وتحويل الفروق الأولى قريبة جدا بعضها من بعض بينما تكون هذه القيم أصغر إلى حد ما في طريقة كوكران - أوركست. ويبقى الانحراف المعياري المقدّر استنادا إلى الانحدار بطريقة المربعات الدنيا العادية، الانحراف المعياري الأصغر. وفي الحقيقة، كان هذا متوقعا، فقد ذكرنا سابقا أن الانحرافات المعيارية المقدرة $\{b_k\}$ المحسوبة وفقا لطريقة المربعات الدنيا العادية يمكن أن تؤدي إلى فرط تقدير بالنقصان للانحرافات المعيارية الحقيقية $\sigma\{b_k\}$ وذلك عند وجود ارتباط ذاتي موجب.

٣- تعطي طرق التحويل الثلاث جميعها في الأساس، التقدير نفسه لـ σ^2 أي لتباين حدود الاضطراب u_t .

ولا تعمل طرق التحويل الثلاث، دائما بالجوودة نفسها، كما اتفق أن كانت الحالة هنا في مثال شركة بليسدل. وقد لاتزيل طريقة كوكران - أوركست الارتباط الذاتي في مجرد تكرار أو تكرارين وفي هذه الحالة يمكن أن تكون طريقة هيلدريث - لو أو طريقة الفروقات الأولى هي الطريقة المفضلة وعندما يكون لعدد من طرق التحويل الفعالية نفسها في التخلص من الارتباط الذاتي فإننا نختار إحداها بناء على اعتبارات السهولة في الحسابات.

ملاحظة

لمزيد من التفصيل في مناقشة طرق كوكران - أوركست، هيلدريث - لو والفروق الأولى بالإضافة إلى طرق علاجية أخرى للأخطاء المرتبطة ذاتيا يمكن الرجوع إلى كتب متخصصة مثل المرجع [13.4].

(٥-١٣) التنبؤ في حالة وجود حدود خطأ ذاتية الارتباط

القيام بتنبؤات أحد الاستخدامات المهمة لنماذج انحدار الخطأ ذاتي الانحدار. ففي هذه النماذج، يمكننا الاستفادة من المعلومات عن حد الخطأ في آخر فترة n للقيام بتنبؤ عن الفترة $n + 1$. وسيعطينا هذا تنبؤا أكثر دقة، لأنه عندما تكون نماذج انحدار الخطأ ذاتي الانحدار مناسبة فإن حدود الخطأ في الفترات المتتالية تكون مرتبطة. وهكذا إذا كانت المبيعات في الفترة n أعلى من قيمتها المتوقعة وكانت حدود الخطأ مرتبطة إيجابيا، فمن المحتمل أن المبيعات في الفترة $n + 1$ ستكون أيضا أعلى من قيمتها المتوقعة.

وسوف نشرح الأفكار الأساسية وراء تطور التنبؤات بأن نستخدم مرة أخرى نموذج الانحدار الخطي البسيط مع حدود الخطأ ذاتية الانحدار (13.1). والتعميم إلى نموذج الانحدار المتعدد (13.2) سهل ومباشر، وسنستعرض أولا التنبؤ عندما تكون إمسا طرق كوكران - أوركوت أو هيلدرث - لو قد استخدمت لتقدير معالم الانحدار.

عندما نعبر عن نموذج الانحدار (13.1):

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t$$

باستخدام بنية حدود الخطأ:

$$\varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + u_t$$

نحصل على:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \rho \varepsilon_{t-1} + u_t$$

وللفترة $n + 1$ نحصل على:

$$Y_{n+1} = \beta_0 + \beta_1 X_{n+1} + \rho \varepsilon_n + u_{n+1} \quad (13.33)$$

وهكذا نرى أن Y_{n+1} تتكون من ثلاث مركبات:

١- القيمة المتوقعة $\beta_0 \pm \beta_1 X_{n+1}$

٢- عدد من المضاعفات ρ من حد الخطأ السابق ε_n

٣- حد اضطراب عشوائي مستقل بتوقع $E\{u_{n+1}\} = 0$.

ويمكن وضع التنبؤ للفترة التالية $n + 1$ وسنرمز له بـ F_{n+1} ، بالتعامل مع كل من

المركبات الثلاث في (13.33):

١- مع X_{n+1} معطاة، نُقدّر القيمة المتوقعة $\beta_0 + \beta_1 X_{n+1}$ كالمعتاد من دالة الانحدار التوفيقية:

$$\hat{Y}_{n+1} = b_0 + b_1 X_{n+1}$$

حيث b_0 و b_1 هي معاملات الانحدار المقدّرة للمتغيرات الأصلية والتي حصلنا عليها من b'_0 و b'_1 للمتغيرات المحولة وفقاً لـ (13.19).

٢- نُقدّر ρ بالقيمة r ، وكذلك ε_n تُقدّر بالرواسب e_n :

$$e_n = Y_n - (b_0 + b_1 X_n) = Y_n - \hat{Y}_n$$

ولهذا نقدر $\rho\varepsilon_n$ بالقيمة re_n .

٣- لحد الاضطراب u_{n+1} قيمة متوقعة صفر وهو مستقل عن المعلومات السابقة، وبالتالي فإننا نستخدم هذه القيمة المتوقعة في عملية التنبؤ.

ولهذا يكون التنبؤ للفترة $n+1$:

$$F_{n+1} = \hat{Y}_{n+1} + re_n \quad (13.34)$$

يمكن الحصول على $(1-\alpha)$ فترة تنبؤ تقريبية لـ $Y_{n+1(new)}$ وهي الملاحظة الجديدة للمتغير التابع، وذلك باستخدام فترة التنبؤ المعتادة لملاحظة جديدة في (3.35) ولكن استناداً إلى البيانات المحولة ولذلك فإنه يتم استبدال Y'_i و X'_i كما هما معرفتان في (13.17a,b) بـ Y_i و X_i في المعادلة (3.37a) للنتائج المقدّرة $s^2\{Y_{h(new)}\}$.

ولذلك فإن $(1-\alpha)$ حدي تنبؤ لـ $Y_{n+1(new)}$ مع انحدار خطي بسيط هما:

$$F_{n+1} \pm t(1-\alpha/2; n-3)s\{Y_{n+1(new)}\} \quad (13.35)$$

حيث $s\{Y_{n+1(new)}\}$ المعرفة في (3.37a)، مبنية الآن على البيانات المحولة. لاحظ أننا استخدمنا هنا $n-3$ درجة حرية لعامل الضرب وذلك لأن لدينا $n-1$ من البيانات المحولة بالإضافة إلى خسارة درجتي حرية من جراء تقدير المعلمتين في دالة الانحدار الخطي البسيط.

وعند القيام بتنبؤات تستند إلى طريقة الفروق الأولى فإن التنبؤ في (13.34) لا يزال قابلاً للتطبيق ولكن بعد أخذ $r = 1$ ، وبحسب الانحراف المعياري المقدّر

$s\{Y_{n+1(new)}\}$ الآن وفقا لـ (5.21) لمتغير مستقل واحد وباستخدام المتغيرات المحولة. وأخيرا، فإن درجات الحرية لعامل الضرب t في (13.35) ستكون $n-2$ ، ذلك لأنه لا يتم تقدير سوى معلمة واحدة في نموذج الانحدار (13.28) الذي لا يوجد فيه حد تقاطع.

مثال

في مثال شركة بليسديل أشار إسقاط قامت به رابطة التجارة إلى أن المبيعات الصناعية في الربع الأول من العام ١٩٨٨ (أي الربع رقم 21) سيكون $X_{21} = 175.3$ مليوناً من الدولارات. وللتنبؤ بمبيعات شركة بليسديل في الربع رقم 21 سنستخدم دالة انحدار كوكران - أوركنت التوفيقية (13.23):

$$\hat{Y} = -1.0685 + 1.7376X$$

في البداية ينبغي الحصول على الراسب e_{20} :

$$e_{20} = Y_{20} - \hat{Y}_{20} = 28.78 - [-1.0685 + 1.7376(171.7)] = 0.139$$

والقيمة التوفيقية المقابلة لـ $X_{21} = 175.3$ هي:

$$\hat{Y}_{21} = -1.0685 + 1.7376(175.3) = 29.392$$

فيكون التنبؤ للفترة 21 عندئذ:

$$F_{21} = \hat{Y}_{21} + re_{20} = 29.392 + .631166(0.139) = 29.40$$

لاحظ كيف كان لحقيقة أن مبيعات الشركة في الربع 20 هي فوق معدلها بقليل، أثرها الإيجابي البسيط على التنبؤ لمبيعات الشركة في الربع 21:

ونرغب الآن في إقامة 95% فترة تنبؤ لـ $Y_{21(new)}$ وباستخدام البيانات للمتغيرات

المحولة في الجدول (٤-١٣)، نحسب $s\{Y_{n+1(new)}\}$ بواسطة (3.37) من أجل:

$$X'_{n+1} = X_n + 1 - .631166X_n = 175.3 - .631166(171.7) = 66.929$$

ونجد $s\{Y_{n+1(new)}\} = 0.0757$ (الحسابات غير موضحة هنا). ونحتاج لـ $t(975;17) = 2.110$.

وبالتالي نحصل على حدي تنبؤ $(0.0757) \pm 2.110$ وفترة تنبؤ:

$$29.24 \leq Y_{21(new)} \leq 29.56$$

ومع معرفة أن مبيعات الشركة المعدلة فصليا في الربع 20 كانت 28.78 مليوناً

من الدولارات وأن المبيعات الصناعية في الربع 21 كانت 175.3 مليون دولار فإننا نتنبأ بمعامل ثقة تقريبي 95 في المئة أن مبيعات شركة بليسدل المعدلة فصليا في الربع 21 تقع بين 29.24 و 29.56 مليون دولار.

وللحصول على تنبؤ للمبيعات الفعلية بما في ذلك التأثيرات الفصلية في الربع 21، فإنه ينبغي لشركة بليسدل أن تستوعب التأثير الفصلي للربع الأول في تنبؤ المبيعات المعدلة فصليا.

وتعطي طرق التحويل الأخرى تنبؤات مشابهة جدا للتنبؤات التي حصلنا عليها من طريقة كوكران - أوركوت. فمثلا باستخدام دالة الانحدار (13.32) المقدرة بطريقة الفروقات الأولى، يكون التنبؤ للربع 21 هو:

$$F_{21} = [-.30349 + .16849(175.3)] + 1.0[28.78 + .30349 - .16849(171.70)] = 29.39$$

والانحراف المعياري المقدّر $s\{Y_{n+1(new)}\}$ محسوبا وفقا لـ (5.21) وبالاستناد إلى البيانات المحولة في الجدول (٦-١٣)، هو 0.0718، $s\{Y_{n+1(new)}\}$ (الحسابات غير موضحة هنا) وللحصول على 95 في المائة فترة تنبؤ، نحتاج لـ $2.101 = (0.975; 18)$ وبالتالي يكون حدا التنبؤ: $29.39 \pm 2.101(0.0718)$ وتكون الـ 95% فترة تنبؤ:

$$29.24 \leq Y_{21(new)} \leq 29.54$$

وهذا التنبؤ هو، عمليا، التنبؤ نفسه الذي حصلنا عليه من طريقة كوكران - أوركوت.

والـ 95% فترة تنبؤ تقريبية باستخدام دالة الانحدار (13.27) المقدرة بطريقة

هيلدرث - لو (الحسابات غير موضحة هنا) هي:

$$29.24 \leq Y_{21(new)} \leq 29.52$$

وهذا التنبؤ هو عمليا، التنبؤ نفسه الذي حصلنا عليه من الطريقتين الأخريتين.

تعليقات

٩- التنبؤات التي حصلنا عليها من نماذج الانحدار (13.1) و (13.2) ذات حدود الخطأ ذاتية الانحدار هي تنبؤات شرطية على المشاهدات السابقة Y_n, Y_{n-1}, \dots وهي كذلك شرطية على X_{n+1} والتي نضطر في الغالب إلى الحصول على قيمة لها بطريقة الإسقاط، وذلك كما في مثال شركة بليسدل.

٢- يمكن أيضا الحصول على تنبؤ لفترتين أو أكثر في المستقبل وذلك باستخدام علاقات e_t الايقاعية بمحدود الخطأ الماضية والتي طُوِّرت في الفقرة (٢-١٣). فمثلا، إذا أُعطينا X_{n+2} فإن التنبؤ للفترة $n+2$ ، بناء على التقديرات من طريقة كوكران وأوركوت أو طريقة هيلدرث - لو، هو:

$$F_{n+2} = \hat{Y}_{n+2} + r^2 e_n \quad (13.36)$$

وبالنسبة لطريقة الفروقات الأولى يُحسب التنبؤ في (13.36) مع أخذ $r = 1$.

٣- يفترض حدا التنبؤ التقريبيان (13.35) أن قيمة r المستخدمة في التحريلات (13.17a,b) هي القيمة الحقيقية لـ r ، أي أن $r = \rho$. وإذا كانت الحال كذلك، فإن فرضيات الانحدار المعتادة لاتزال سارية وذلك لأننا نتعامل عندئذ مع النموذج المحول (13.16). ولرؤية أن حدي التنبؤ اللذين حصلنا عليهما من النموذج المحول لاتزال قابلة للتطبيق على التنبؤ F_{n+1} في (13.34) تذكر أن $\{Y_{n(m)}\}$ في (3.36) هو تباين الفرق $Y - \hat{Y}_h$ حيث Y هي الملاحظة الجديدة التي يُراد التنبؤ بقيمتها. ووفقا لمصطلحات حالتنا هنا مع المتغيرات المحولة نجد التقابل التالي:

$$\hat{Y}'_{n+1} = b_0 + b_1 X'_{n+1} = b_0 (1-r) (X_{n+1} - rX_n)$$

$$Y'_{n+1} = Y_{n+1} - rY_n$$

وبالتالي يكون الفرق $\hat{Y}'_{n+1} - Y'_{n+1}$ هو:

$$\begin{aligned} \hat{Y}'_{n+1} - Y'_{n+1} &= b_0(1-r) + b_1(X_{n+1} - rX_n) - (Y_{n+1} - rY_n) \\ &= (b_0 + b_1X_n + 1) + r(Y_n - b_0 - b_1X_n) - Y_{n+1} \\ &= F_{n+1} - Y_{n+1} \end{aligned}$$

وهكذا تلعب F_{n+1} دور \hat{Y}_h في (3.36)، وتلعب Y_{n+1} دور الملاحظة الجديدة Y . وحدا التنبؤ (13.35) هما حدان تقريبيان، ذلك لأن r ليست إلا تقديرا لـ ρ فقط.

المراجع

- [13.1] Box, G. E. P. and Jenkins, G. M. *Time Series Analysis, Forecasting and control*, Rev. ed. San Francisco : Holden-Day, 1976.
- [13.2] Durbin, J. and Watson, G. S. "Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. II." *Biometrika* 38 (1951), 159 - 78.
- [13.3] Theil, H. and Nagar, A. L. "Testing the Independence of Regression

- Disturbances." *Journal of the American Statistical Association* 56 (1961), 793 - 806.
- [13.4] Pindyck, R. S. and Rubinfeld, D. L. *Econometric Models and Economic Forecasts*, 2nd ed. New York : McGraw-Hill, 1981.

مسائل

(١-١٣) بالرجوع إلى الجدول (١-١٣).

- أ - ارسم β_t مقابل β_{t-1} لقيم $t = 1, 2, \dots, 10$ كيف يوضح الشكل الارتباط الذاتي الموجب من المرتبة الأولى في حدود الخطأ ؟.
- ب - لو أنك رسمت u_t مقابل β_{t-1} لقيم $t = 1, 2, 3, \dots, 10$ فكيف تتوقع أن يكون الشكل ؟

(٢-١٣) بالرجوع إلى مسألة صلابة البلاستيك، (٢-٢٠). لو أنه تم قياس وحدة الاختبار نفسها في 12 نقطة زمن مختلفة، فهل تتوقع أن تكون حدود الخطأ في نموذج الانحدار مرتبطة ذاتياً؟ ناقش.

(٣-١٣) صرح أحد الطلبة بقوله إن النماذج (13.1) و (13.2) ذات الخطأ ذاتي الانحدار من المرتبة الأولى غير ملائمة لبيانات السلاسل الزمنية في التجارة، لأن حدود الخطأ في الفترة t لهذه البيانات تخضع أيضاً لتأثيرات عشوائية وقعت في أكثر من فترة واحدة من الماضي. علق.

(٤-١٣) في أحد الاختبارات الفصلية استخدمت طالبة طريقة المربعات الدنيا لتوفيق نموذج انحدار خطي بسيط لبيانات سلاسل زمنية تحتوي على أخطاء مرتبطة ذاتياً بصورة موجبة وقد وجدت أن 90% فترة ثقة لـ β_1 كانت غير مفيدة لكونها واسعة جداً. وعندئذ قررت استخدام نموذج الانحدار (13.1) لزيادة دقة التقدير. علق.

(٥-١٣) لكل من الاختبارات التالية والتي تتعلق بمعلمة الارتباط الذاتي ρ في نموذج الانحدار (13.2) بثلاثة متغيرات مستقلة، اذكر قاعدة القرار المناسبة بناء على إحصاء درين - واتسون لعينة حجمها 38:

$$H_0: \rho = 0, H_a: \rho \neq 0, \alpha = .02; (١)$$

$$H_0: \rho = 0, H_a: \rho < 0, \alpha = .05; (2)$$

$$H_0: \rho = 0, H_a: \rho > 0, \alpha = .01; (3)$$

(٦-١٣) بالعودة إلى مسألة صيانة الآلة الحاسبة، (١٨-٢). حيث البيانات مرتبة زمنيا. افترض أن نموذج الانحدار (13.1) ملائم. اختبر وجود ارتباط ذاتي موجب من عدمه، استخدم $\alpha = 0.01$. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار، والنتيجة.

(٧-١٣) بالرجوع إلى مسألة شحنة الكيماويات، (١٢-٧). البيانات مرتبة زمنيا. افترض أن نموذج الانحدار (13.2) ملائم. اختبر وجود ارتباط ذاتي موجب من عدمه، استخدم $\alpha = 0.05$ اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار، والنتيجة.

(٨-١٣) بالرجوع إلى مسألة ناتج المحصول، (١٢-٩). البيانات مرتبة زمنيا. افترض أن نموذج الانحدار (13.2) محدود من المرتبة الأولى والثانية للمتغيرين العشوائيين المستقلين وعدم وجود حد تفاعل هو النموذج الملائم. اختبر وجود ارتباط ذاتي موجب من عدمه، استخدم $\alpha = 0.01$ اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار، والنتيجة.

(٩-١٣) مركبات الحاسب الآلي. أجرى أحد المحللين في مصنع لمركبات الحاسوب الصغيرة حصرا للبيانات الشهرية للستة عشر شهرا الماضية وذلك لقيمة الإنتاج الصناعي لوحدة المعالجة التي تستخدم هذه المركبات (X). عمالين الدولارات)، وكذلك لقيم المركبات المستخدمة من إنتاج المصنع (Y بآلاف الدولارات).

ويعتقد المحلل بأن علاقة انحدار خطي بسيط ستكون مناسبة هنا، ولكنه يتوقع وجود ارتباط ذاتي موجب. البيانات هي كالتالي:

- أ - قم بتوفيق نموذج انحدار خطي بسيط بطريقة المربعات الدنيا العادية وأوجد الرواسب، وكذلك احسب $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.
- ب - ارسم الرواسب مقابل الزمن ووضح ما إذا كنت تجد دليلا على وجود

ارتباط ذاتي موجب.

t	1	2	3	4	5	6	7	8
X_t	2.052	2.026	2.002	1.949	1.942	1.887	1.986	2.053
Y_t	102.9	101.5	100.8	98.0	97.3	93.5	97.5	102.2

t	9	10	11	12	13	14	15	16
X_t	2.102	2.113	2.058	2.060	2.035	2.080	2.102	2.150
Y_t	105.0	107.2	105.1	103.9	103.0	104.8	105.0	107.2

ج - قم بإجراء اختبار للارتباط الذاتي الموجب مستخدماً مستوى معنوية

0.05، اعرض الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة. هل يتفق

تحليل الرواسب الذي أجرته في الفقرة (ب) مع نتيجة الاختبار؟

(١٠-١٣) بالرجوع إلى مسألة مركبات الحاسوب، (٩-١٣). قرر المحلل استخدام نموذج

الانحدار (13.1) واستخدام طريقة كوكران - أوركوت لتوفيق النموذج.

أ - احصل على تقدير نقطي لمعلمة الارتباط الذاتي. ماهي درجة صحة

العلاقة التقريبية (13.24) بين هذا التقدير النقطي وإحصاء اختبار

دربن - واتسون؟

ب - استخدم تكرارا واحدا للحصول على التقديرات b'_0 و b'_1 لمعاملات

الانحدار β'_0 و β'_1 في النموذج المحول (13.16) واعرض دالة الانحدار

المقدرة. وكذلك احصل على $s\{b'_0\}$ و $s\{b'_1\}$.

ج - اختبر ما إذا كان قد بقي أي ارتباط ذاتي موجب بعد التكرار الأول

مستخدماً مستوى معنوية 0.05. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة

القرار والنتيجة.

د - أعد عرض دالة الانحدار المقدرة التي حصلت عليها في الجزء (ب)

بدلالة المتغيرات الأصلية وكذلك أوجد $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$. قارن

معاملات الانحدار المقدرة وانحرافاتها المعيارية المقدرة التي حصلت

عليها من طريقة كوكران - أوركوت بتلك التي تم الحصول عليها من

طريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (٩-١٣).

هـ - بناء على النتائج من الجزئين (ج) و(د) هل يبدو أن طريقة كوكران - أوركنت كانت فعالة هنا؟.

و - ستكون قيمة الإنتاج الصناعي في الشهر 17 مبلغ 2.210 مليون دولار. تنبأ بقيمة المركبات من إنتاج المصنع التي استخدمت في الشهر 17 استخدم 95% فترة تنبؤ، وفسر هذه الفترة.
ز - قدر β_1 بـ 95% فترة ثقة. فسر هذه الفترة.

(١١-١٣) بالرجوع إلى مسألة مركبات الحاسوب، (٩-١٣). افترض أن نموذج

الانحدار (13.1) قابل للتطبيق.

أ - استخدم طريقة هيلدرث - لُو للحصول على تقدير نقطي للمعلمة الارتباط الذاتي. قم ببحث حسابي مستخدماً القيم 1.0, 0.2, ..., 0.1 = ρ اختبر منها قيمة ρ التي تجعل SSE أصغر ما يمكن.

ب - بناء على التقدير الذي حصلت عليه من الجزء (أ)، احصل على تقدير لدالة الانحدار المحولة (13.16). وكذلك أوجد $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.

ج - قم بإجراء اختبار لتقدير ما إذا كان الارتباط الذاتي الموجب لا يزال باقياً في نموذج الانحدار المحول، استخدم $\alpha = 0.05$ اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة.

د - اعرض دالة الانحدار المقدرة التي حصلت عليها من الجزء (ب) بدلالة المتغيرات الأصلية. وكذلك أوجد $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$. قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية التي حصلت عليها من طريقة هيلدرث - لُو بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات الدنيا العادية (13.9a).

هـ - بناء على النتائج من الجزئين (ج) و (د) هل يبدو أن طريقة هيلدرث - لُو كانت فعالة هنا؟.

و - ستكون قيمة الإنتاج الصناعي في الشهر 17 هي 2.210 مليون دولار تنبأ بقيمة المركبات من إنتاج المصنع التي استخدمت في الشهر 17. استخدم 95% فترة تنبؤ. فسر هذه الفترة.

ز - قدر β_1 بـ 95% فترة ثقة. فسر هذه الفترة.

(١٣-١٢) بالرجوع إلى مسألة مركبات الحاسوب الآلي. (١٣-٩). افترض أن نموذج

الانحدار (13.1) قابل للتطبيق وأنا نرغب في استخدام طريقة الفروقات الأولى.

أ - قدر معامل الانحدار β_1 في نموذج الانحدار المحول (13.28)، ومن ثم أوجد تقديراً للانحراف المعياري لهذا التقدير. اكتب دالة الانحدار المقدرة.

ب - اختبر ما إذا كانت حدود الخطأ في طريقة الفروقات الأولى مرتبطة ذاتياً مستخدماً اختباراً ذا جانين ومستوى معنوية 0.10. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار، والنتيجة. وضع لماذا يكون للاختبار ذي الجانبين دلالة هنا؟

ج - أعد عرض دالة الانحدار المقدرة التي حصلت عليها في الجزء (أ) بدلالة المتغيرات الأصلية. وأوجد $s\{b_1\}$. قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية التي حصلت عليها من طريقة الفروقات الأولى بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات الدنيا العادية. في المسألة (١٣-٩)أ.

د - بناء على النتائج من الجزئين (ب) و(ج) هل يبدو أن طريقة الفروقات الأولى كانت فعالة هنا؟

هـ - ستكون قيمة الإنتاج الصناعي في الشهر 17 هي 2.210 مليون دولار تنبأ بعدد المركبات من إنتاج المصنع التي استخدمت في الشهر 17. استخدم 95% فترة تنبؤ. فسر هذه الفترة.

و - قدر β_1 بـ 95% فترة ثقة. فسر هذه الفترة.

(١٣-١٣) وكالة إعلان. يرغب الشريك الإداري لوكالة إعلانات في معرفة إمكانية

القيام بتنبؤات دقيقة للفواتير الشهرية، والبيانات الشهرية لقيمة الفواتير (Y بآلاف الدولارات الثابتة) ولعدد ساعات العمل (X بآلاف الساعات) للأشهر العشرين الأخيرة موضحة في الجدول التالي. ويُعتقد بأنه من الممكن أن يكون نموذج انحدار خطي بسيط مناسب هنا، ولكن من الممكن أن تكون حدود الخطأ مرتبطة ذاتيا بصورة موجبة.

t	1	2	3	4	5	6	7
X_t	2.521	2.171	2.234	2.524	2.305	2.523	3.020
Y_t	220.4	203.9	207.2	221.9	211.3	222.7	247.6
t	8	9	10	11	12	13	14
X_t	3.014	3.532	3.461	3.737	3.801	3.576	3.586
Y_t	247.6	272.9	269.1	283.9	287.0	275.4	275.1

t	15	16	17	18	19	20
X_t	3.447	2.723	3.019	3.117	3.623	3.618
Y_t	269.1	232.8	248.1	252.4	278.6	278.5

أ - قم بتوفيق نموذج انحدار خطي بسيط بطريقة المربعات الدنيا العادية

واحصل على الرواسب. كذلك أوجد $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.

ب - ارسم الرواسب مقابل الزمن ووضح ما إذا كنت تجد دليلا على وجود ارتباط ذاتي موجب.

ج - قم بإجراء اختبار للارتباط الذاتي الموجب مستخدما مستوى معنوية 0.01. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة. هل يتفق

تحليل الرواسب الذي أجرته في الفقرة (ب) مع نتيجة الاختبار؟

(١٣-١٤) بالرجوع إلى مسألة وكالة الإعلان (١٣-١٣). افترض أن نموذج الانحدار

(13.1) قابل للتطبيق وأنا نرغب في استخدام طريقة كوكران - أوركوت.

أ - أوجد تقديرا نقطيا لمعلمة الارتباط الذاتي. ماهي درجة صحة العلاقة

التقريبية (13.24) بين هذا التقدير النقطي وإحصاء اختبار درين -

واتسون؟

ب - استخدم تكرارا واحدا للحصول على التقديرين b'_0 و b'_1 لمعلمتي

الانحدار β_0 و β_1 في النموذج المحول (13.16) واكتب دالة الانحدار

المقدّرة. أوجد أيضا $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.

ج - اختبر ما إذا كان أي ارتباط ذاتي موجب قد بقي بعد التكرار الأول مستخدما مستوى معنوية 0.01. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة.

د - أعد كتابة دالة الانحدار المقدّرة والتي حصلت عليها من الجزء (ب) بدلالة المتغيرات الأصلية. كذلك احصل على $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$. قارن معاملات الانحدار المقدّرة وانحرافات المعيارية والتي حصلت عليها من طريقة كوكران - أوركوت بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (١٣-١٣)أ.

هـ - بناء على النتائج في الجزئين (ج) و(د) هل يبدو أن طريقة كوكران - أوركوت كانت فعّالة هنا؟

و - يُتوقع في الشهر 21 أن يكون عدد ساعات العمل 3.625 ألف ساعة. قم بالتنبؤ بقيمة الفواتير بآلاف الدولارات الثابتة في الشهر 21 مستخدما 99% فترة تنبؤ - فسّر هذه الفترة.

ز - قدر β_1 بـ 99% فترة ثقة - فسّر هذه الفترة.

(١٣-١٥) بالرجوع إلى مسألة وكالة الإعلان (١٣-١٣). افترض أن نموذج الانحدار (13.1) مناسب للتطبيق.

أ - استخدم طريقة هيلدرث - لُو للحصول على تقدير نقطي لمعلمة الارتباط الذاتي. قم ببحث حسابي مستخدما القيم 1.0, 0.2, 0.1, ..., ρ واختر منها القيمة التي تجعل SSE أصغر ما يمكن.

ب - بناء على التقدير الذي حصلت عليه من الجزء (أ)، احصل على تقدير لدالة الانحدار المحولة (13.16). أوجد أيضا $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.

ج - قم بإجراء اختبار لتقرير ما إذا كان الارتباط الذاتي الموجب لايزال

الانحدار الخطي العام

باقيا في نموذج الانحدار المحول، استخدم $\alpha = 0.01$. اعرض الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة.

د - أعد كتابة دالة الانحدار المقدرة التي حصلت عليها من الجزء (ب) بدلالة المتغيرات الأصلية. وأوجد $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$ قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافاتها المعيارية المقدرة التي حصلت عليها من طريقة هيلدرث - لو بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (١٣-١٣)؟.

هـ - بناء على النتائج في الجزئين (جـ) و(د) هل يبدو أن طريقة هيلدرث ولو كانت فعالة هنا ؟

و - يتوقع في الشهر 21 أن يكون عدد ساعات العمل 3.625 ألف ساعة. تنبأ بـ قيم الفواتير بآلاف الدولارات الثابتة في الشهر 21 مستخدما 99 في المائة فترة تنبؤ. فسّر هذه الفترة.

ز - قدر β_1 بـ 99% فترة ثقة. فسّر هذه الفترة.

(١٦-١٣) بالرجوع إلى مسألة وكالة الإعلان، (١٣-١٣). افترض أن نموذج الانحدار (13.1) قابل للتطبيق وأننا نرغب في استخدام طريقة الفروق الأولى.

أ - قُدّر معامل الانحدار في نموذج الانحدار β_1 المحول (13.28) وأوجد الانحراف المعياري المقدّر لهذا التقدير. اكتب دالة الانحدار المقدرة.

ب - اختر ما إذا كانت حدود الخطأ في طريقة الفروق الأولى مرتبطة ذاتيا وذلك باستخدام اختبار ذي جانين ومستوى معنوية 0.02 اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة. وضح لماذا يكون للاختبار ذي الجانين دلالة هنا؟

جـ - أعد كتابة دالة الانحدار المقدرة التي حصلت عليها في الجزء (أ) بدلالة المتغيرات الأصلية. أوجد أيضا $s\{b_1\}$. قارن معاملات الانحدار المقدرة التي حصلت عليها من طريقة الفروق الأولى والانحراف

المعياري المقدّر بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (١٣-١٣) أ.

د - بناء على النتائج من الجزئين (ب) و (ج) هل يبدو أن طريقة الفروقات الأولى كانت فعّالة هنا ؟

هـ - يتوقع في الشهر 21 أن يكون عدد ساعات العمل 3,625 ألف ساعة. تنبأ بـ قيم الفواتير بآلاف الدولارات الثابتة في الشهر 21 مستخدماً فترة 99% فسر هذه الفترة.

و - قدر β_1 بـ 99% فترة ثقة. فسر هذه الفترة.

(١٧-١٣) مبيعات شركة مكجيل. تبين البيانات أدناه المبيعات ربع السنوية المعدلة

فصلياً لمبيعات شركة مكجيل (Y_t بملايين الدولارات) وكذلك لمبيعات الصناعة إجمالاً (X_t بملايين الدولارات) وذلك لآخر عشرين ربعاً الماضية.

t	1	2	3	4	5	6	7
X_t	127.3	130.0	132.7	129.4	135.0	137.1	141.1
Y_t	20.96	21.40	21.96	21.52	22.39	22.76	23.48

t	8	9	10	11	12	13	14
X_t	142.8	145.5	145.3	148.3	146.4	150.2	153.1
Y_t	23.66	24.10	24.01	24.54	24.28	25.00	25.64

t	15	16	17	18	19	20
X_t	157.3	160.7	164.2	165.6	168.7	172.0
Y_t	26.46	26.98	27.52	27.78	28.24	28.78

أ - هل تتوقع أن تكون معلمة الارتباط الذاتي ρ موجبة، سالبة، أم صفراً؟

ب - قم بتوفيق نموذج انحدر ذاتي بسيط بطريقة المربعات الدنيا العادية واحسب الرواسب. كذلك احصل على $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.

ج - ارسم الرواسب مقابل الزمن ووضح ما إذا كنت تجد دليلاً على وجود ارتباط ذاتي موجب.

د - قم بإجراء اختبار للارتباط الذاتي الموجب مستخدماً مستوى معنوية $\alpha = 0.01$. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة. هل يتفق

تحليل الرواسب الذي أجرته في الفقرة (ج) مع نتيجة الاختبار؟
(١٨-١٣) بالرجوع إلى مسألة مبيعات شركة مكجيل. (١٧-١٣). افترض أن نموذج الانحدار (13.1) قابل للتطبيق وأنا نرغب في استخدام طريقة كوكران - أوركوت.

أ - أوجد تقديرا نقطيا لمعلمة الارتباط الذاتي. ماهي درجة صحة العلاقة التقريبية (13.24) بين هذا التقدير النقطي وإحصاء اختبار درين - واتسون؟

ب - استخدم تكرارا واحدا للحصول على التقديرات b'_0 و b'_1 لمعلمتي الانحدار β_0 و β_1 في نموذج الانحدار المحول (13.16) واكتب دالة الانحدار المقدرة. كذلك احسب $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.

ج - قم باختبار لوجود ارتباط ذاتي موجب بعد التكرار الأول مستخدما مستوى معنوية $\alpha = 0.01$. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة.

د - أعد كتابة دالة الانحدار المقدرة التي حصلت عليها من الجزء (ب) بدلالة المتغيرات الأصلية. واحسب أيضا $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$ قارن دالة الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية المقدرة التي حصلت عليها من طريقة كوكران وأوركوت بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (١٧-١٣) ب.

هـ - بناء على النتائج من الجزئين (ج) و(د) هل يبدو أن طريقة كوكران - أوركوت كانت فعالة هنا؟

و - يتوقع في الربع 21 أن تكون المبيعات الصناعية 181.0 مليون دولار. تنبأ بمبيعات شركة مكجيل في الربع 21 مستخدما 99% فترة تنبؤ. فسر هذه الفترة.

ز - قدر β_1 بـ 90% فترة ثقة. فسر هذه الفترة.

(١٩-١٣) بالرجوع إلى مسألة مبيعات شركة مكجيل (١٧-١٣). افترض أن نموذج الانحدار (13.1) قابل للتطبيق.

أ - استخدم طريقة هيلدرث - لُو للحصول على تقدير نقطي لمعلمة الارتباط الذاتي. قم ببحث حسابي مستخدماً القيم $0.1, 0.2, \dots, 1.0$ و ρ واختَر منها قيمة ρ التي تجعل SSE أصغر ما يمكن.

ب - بناءً على التقدير الذي حصلت عليه من الجزء (أ) أوجد تقديراً لدالة الانحدار المحولة وكذلك أوجد $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$.

ج - قم باختبار لتقرير ما إذا كان الارتباط الذاتي الموجب لا يزال باقياً في نموذج الانحدار المحول، مستخدماً $\alpha = 0.01$. اذكر الفرضيات البديلة، قاعدة القرار والنتيجة.

د - أعد كتابة دالة الانحدار المقدرة التي حصلت عليها من الجزء (ب) بدلالة المتغيرات الأصلية. وكذلك أوجد $s\{b_0\}$ و $s\{b_1\}$. قارن معاملات الانحدار المقدرة وانحرافات المعيارية المقدرة التي حصلت عليها من طريقة هيلدرث - لُو بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات الدنيا العادية في المسألة (١٧-١٣) ب.

هـ - بناءً على النتائج في الجزئين (ج) و (د) هل يبدو أن طريقة هيلدرث - لُو كانت فعالة هنا ؟

و - يتوقع في الربع 21 أن تكون المبيعات الصناعية 181.0 مليون دولار. تنبأً بمبيعات شركة مكجيل في الربع 21 مستخدماً 90% فترة تنبؤ. فسر هذه الفترة.

ز - قدر β_1 بـ 90% فترة ثقة. فسر هذه الفترة.

(٢٠-١٣) بالرجوع إلى مسألة مبيعات شركة مكجيل (١٧-١٣). افترض أن نموذج الانحدار (13.1) قابل للتطبيق، وأنا نرغب في استخدام طريقة الفروق الأولى.

أ - قدر معامل الانحدار في نموذج الانحدار β_1 المحول (13.28) واحسب

- الانحراف المعياري المقدّر لهذا التقدير. اكتب دالة الانحدار المقدّرة.
- ب - اختبر ما إذا كانت حدود الخطأ في طريقة الفروق الأولى مرتبطة ذاتياً بصورة موجبة وذلك باستخدام اختبار ذي جانين ومستوى معنوية $\alpha = 0.01$. اعرض الفرضيات البديلة، قاعدة القرار، والنتيجة.
- ج - أعد كتابة دالة الانحدار المقدّرة التي حصلت عليها من الجزء (أ) بدلالة المتغيرات الأصلية. وكذلك احسب $s\{b_1\}$. قارن معاملات الانحدار المقدّرة والانحراف المعياري المقدّر $s\{b_1\}$ التي حصلت عليها من طريقة الفروق الأولى بتلك التي تم الحصول عليها من طريقة المربعات العادية في المسألة (١٣-١٧) ب.
- د - بناء على النتائج في الجزئين (ب) و(ج) هل يبدو أن طريقة الفروق الأولى كانت فعالة هنا؟
- هـ - يُتوقع في الربع 21 أن تكون المبيعات الصناعية 181.0 مليون دولار. تنبأ بمبيعات شركة مكجيل في الربع 21 مستخدماً 90% فترة تنبؤ. فسّر هذه الفترة.
- و - قدر β_1 بـ 90% فترة ثقة. فسّر هذه الفترة.
- (٢١-١٣) قام أحد الطلاب بتطبيق لتحويلات الفروق الأولى في (13.28a,b) ووجد أن عدة قيم لـ X_i' تساوي الصفر ولكن القيم المقابلة لـ Y_i' لم تكن تساوي الصفر. فهل يعني هذا أن تحويلات الفروق الأولى غير صالحة للبيانات؟

تمارين

- (٢٢-١٣) استنبط (13.8) في حالة $s = 2$.
- (٢٣-١٣) بالرجوع إلى نموذج الخطأ ذاتي الانحدار من المرتبة الأولى (13.1). افترض أن Y_i هي النسبة المئوية لحصة الشركة في السوق، X_i سعر البيع للشركة كنسبة مئوية من متوسط سعر البيع المنافس، $\beta_0 = 100$ ، $\beta_1 = -0.35$ ، $\rho = 0.6$ ،

$\sigma^2 = 1$ و $\varepsilon_0 = 2.403$. وليكن X_t و u_t لقيم $t = 1, 2, \dots, 10$ كما يلي:

t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X_t	100	115	120	90	85	75	70	95	105	110
u_t	.764	.509	-.242	-1.808	-.485	.501	-.539	.434	-.299	.030

أ - ارسم خط الانحدار الحقيقي. ولّد المشاهدات $Y_t (t = 1, \dots, 10)$ وارسم هذه القيم على الشكل نفسه. قم بتوفيق خط الانحدار لهذه البيانات بطريقة المربعات الدنيا وارسمه على الشكل نفسه. ماهي الصلة بين خط الانحدار التوفيقي والخط الحقيقي؟

ب - كرر الخطوات نفسها في (أ) ولكن هذه المرة لتكن $\rho = 0$. في أي من هاتين الحالتين يكون خط الانحدار التوفيقي أقرب إلى الخط الحقيقي؟ هل هذه النتيجة التي حصلت عليها هي النتيجة المتوقعة؟

ج - قم بتوليد البيانات Y_t من أجل $\rho = -0.7$ ولكل من القيم $\rho = 0.6$ ، $\rho = 0$ و $\rho = -0.7$. احصل على فروق حد الخطأ المتتابة $\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1} (t = 1, \dots, 10)$.

د - في أي من الحالات الثلاث في الفقرة (ج) يكون $\sum (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2$ هو الأصغر؟ وفي أي منها يكون الأكبر؟ كيف تقترح أن يكون التعميم في هذه الحالة؟

(١٣-٢٤) لنموذج الانحدار المتعدد (13.2) ب $p - 1 = 2$ ، استنبط النموذج المحول الذي تكون فيه الحدود العشوائية غير مرتبطة.

(١٣-٢٥) افترض أن عملية الخطأ ذاتي الانحدار للنموذج $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t$ هي تلك المعطاة في (13.10).

أ - كيف ستكون المتغيرات المحوّلة Y'_t و X'_t في نموذج الانحدار الذي تكون الحدود العشوائية فيه غير مرتبطة؟

ب - كيف ستقدر المعلمتين ρ_1 و ρ_2 لاستخدامهما في طريقة كوكران وأوركوت؟

ج - كيف ستقدر المعلمتين ρ_1 و ρ_2 لاستخدامهما في طريقة هيلدرث - لو؟

(٢٦-١٣) استنبط التنبؤ F_{n+1} لنموذج الانحدار الخطي البسيط مع نموذج خطأ ذاتي الانحدار من المرتبة الثانية (13.10).

مشاريع

(٢٧-١٣) ليكن نموذج الانحدار الصحيح هو $Y_i = 10 + 24 X_i + \varepsilon_i$ حيث:

$$\varepsilon_i = 8\varepsilon_{i-1} + u_i, \quad u_i \text{ مستقلة و } N(0.25).$$

أ - قم بتوليد 11 رقما عشوائيا مستقلا من $N(0.25)$. استخدم الرقم العشوائي على أنه ε_0 واكتب حدود الخطأ العشرة $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{10}$ وعندئذ احسب قيم المشاهدات العشرة Y_1, \dots, Y_{10} التي تقابل القيم $X_1 = 1, X_2 = 10, \dots, X_{10} = 10$ قم بتوفيق دالة انحدار خطي بطريقة المربعات الدنيا العادية واحسب MSE .

ب - أعد الجزء (أ) 100 مرة مستخدما أرقاما عشوائية جديدة في كل مرة.

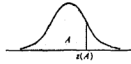
ج - احسب متوسط التقديرات المائة b_1 . هل يبدو أن b_1 مقدر غير منحاز لـ β_1 بالرغم من وجود ارتباط ذاتي موجب.

د - احسب متوسط التقديرات المائة لـ MSE . هل يبدو أن MSE مقدر منحاز لـ σ^2 ؟ إذا كان الأمر كذلك، فهل يبدو مقدار الانحياز صغيرا أم كبيرا؟.

جاء

جدول (١-١) الاحتمالات المتجمعة للتوزيع الطبيعي المعياري.

العدد في صلب الجدول هو المساحة A تحت المنحنى الطبيعي المعياري من $-\infty$ إلى $Z(A)$ مئينات مختارة الاحتمال المتجمع A

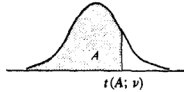


z	.00	.01	.02	.03	.04	.05	.06	.07	.08	.09
.0	.5000	.5040	.5080	.5120	.5160	.5199	.5239	.5279	.5319	.5359
.1	.5398	.5438	.5478	.5517	.5557	.5596	.5636	.5675	.5714	.5753
.2	.5793	.5832	.5871	.5910	.5948	.5987	.6026	.6064	.6103	.6141
.3	.6179	.6217	.6255	.6293	.6331	.6368	.6406	.6443	.6480	.6517
.4	.6554	.6591	.6628	.6664	.6700	.6736	.6772	.6808	.6844	.6879
.5	.6915	.6950	.6985	.7019	.7054	.7088	.7123	.7157	.7190	.7224
.6	.7257	.7291	.7324	.7357	.7389	.7422	.7454	.7486	.7517	.7549
.7	.7580	.7611	.7642	.7673	.7704	.7734	.7764	.7794	.7823	.7852
.8	.7881	.7910	.7939	.7967	.7995	.8023	.8051	.8078	.8106	.8133
.9	.8159	.8186	.8212	.8238	.8264	.8289	.8315	.8340	.8365	.8389
1.0	.8413	.8438	.8461	.8485	.8508	.8531	.8554	.8577	.8599	.8621
1.1	.8643	.8665	.8686	.8708	.8729	.8749	.8770	.8790	.8810	.8830
1.2	.8849	.8869	.8888	.8907	.8925	.8944	.8962	.8980	.8997	.9015
1.3	.9032	.9049	.9066	.9082	.9099	.9115	.9131	.9147	.9162	.9177
1.4	.9192	.9207	.9222	.9236	.9251	.9265	.9279	.9292	.9306	.9319
1.5	.9332	.9345	.9357	.9370	.9382	.9394	.9406	.9418	.9429	.9441
1.6	.9452	.9463	.9474	.9484	.9493	.9505	.9515	.9525	.9535	.9545
1.7	.9554	.9564	.9573	.9582	.9591	.9599	.9608	.9616	.9625	.9633
1.8	.9641	.9649	.9656	.9664	.9671	.9678	.9686	.9693	.9699	.9706
1.9	.9713	.9719	.9726	.9732	.9738	.9744	.9750	.9756	.9761	.9767
2.0	.9772	.9778	.9783	.9788	.9793	.9798	.9803	.9808	.9812	.9817
2.1	.9821	.9826	.9830	.9834	.9838	.9842	.9846	.9850	.9854	.9857
2.2	.9861	.9864	.9868	.9871	.9873	.9878	.9881	.9884	.9887	.9890
2.3	.9893	.9896	.9898	.9901	.9904	.9906	.9909	.9911	.9913	.9916
2.4	.9918	.9920	.9922	.9925	.9927	.9929	.9931	.9932	.9934	.9936
2.5	.9938	.9940	.9941	.9943	.9945	.9946	.9948	.9949	.9951	.9952
2.6	.9953	.9955	.9956	.9957	.9959	.9960	.9961	.9962	.9963	.9964
2.7	.9965	.9966	.9967	.9968	.9969	.9970	.9971	.9972	.9973	.9974
2.8	.9974	.9975	.9976	.9977	.9977	.9978	.9979	.9979	.9980	.9981
2.9	.9981	.9982	.9982	.9983	.9984	.9984	.9985	.9985	.9986	.9986
3.0	.9987	.9987	.9987	.9988	.9988	.9989	.9989	.9989	.9990	.9990
3.1	.9990	.9991	.9991	.9991	.9992	.9992	.9992	.9992	.9993	.9993
3.2	.9993	.9993	.9994	.9994	.9994	.9994	.9994	.9995	.9995	.9995
3.3	.9995	.9995	.9995	.9996	.9996	.9996	.9996	.9996	.9996	.9997
3.4	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9997	.9998

مئينات مختارة		A: الاحتمال المتجمع					
$z(A)$:	.90	.95	.975	.98	.99	.995	.999
	1.282	1.645	1.960	2.054	2.326	2.576	3.090

جدول (أ - ٧) مئينات التوزيع t

العدد في صلب الجدول هو $t(A; \nu)$ حيث $A = P(t(\nu) \leq t(A; \nu))$



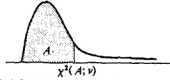
ν	A						
	.60	.70	.80	.85	.90	.95	.975
1	0.325	0.727	1.376	1.963	3.078	6.314	12.706
2	0.289	0.617	1.061	1.386	1.886	2.920	4.303
3	0.277	0.584	0.978	1.250	1.638	2.353	3.182
4	0.271	0.569	0.941	1.190	1.533	2.132	2.776
5	0.267	0.559	0.920	1.156	1.476	2.015	2.571
6	0.265	0.553	0.906	1.134	1.440	1.943	2.447
7	0.263	0.549	0.896	1.119	1.415	1.895	2.365
8	0.262	0.546	0.889	1.108	1.397	1.860	2.306
9	0.261	0.543	0.883	1.100	1.383	1.833	2.262
10	0.260	0.542	0.879	1.093	1.372	1.812	2.228
11	0.260	0.540	0.876	1.088	1.363	1.796	2.201
12	0.259	0.539	0.873	1.083	1.356	1.782	2.179
13	0.259	0.537	0.870	1.079	1.350	1.771	2.160
14	0.258	0.537	0.868	1.076	1.345	1.761	2.145
15	0.258	0.536	0.866	1.074	1.341	1.753	2.131
16	0.258	0.535	0.865	1.071	1.337	1.746	2.120
17	0.257	0.534	0.863	1.069	1.333	1.740	2.110
18	0.257	0.534	0.862	1.067	1.330	1.734	2.101
19	0.257	0.533	0.861	1.066	1.328	1.729	2.093
20	0.257	0.533	0.860	1.064	1.325	1.725	2.086
21	0.257	0.532	0.859	1.063	1.323	1.721	2.080
22	0.256	0.532	0.858	1.061	1.321	1.717	2.074
23	0.256	0.532	0.858	1.060	1.319	1.714	2.069
24	0.256	0.531	0.857	1.059	1.318	1.711	2.064
25	0.256	0.531	0.856	1.058	1.316	1.708	2.060
26	0.256	0.531	0.856	1.058	1.315	1.706	2.056
27	0.256	0.531	0.855	1.057	1.314	1.703	2.052
28	0.256	0.530	0.855	1.056	1.313	1.701	2.048
29	0.256	0.530	0.854	1.055	1.311	1.699	2.045
30	0.256	0.530	0.854	1.055	1.310	1.697	2.042
40	0.255	0.529	0.851	1.050	1.303	1.684	2.021
60	0.254	0.527	0.848	1.045	1.296	1.671	2.000
120	0.254	0.526	0.845	1.041	1.289	1.658	1.980
∞	0.253	0.524	0.842	1.036	1.282	1.645	1.960

تمة جدول (أ-٢) منيات التوزيع t

ν	A						
	.98	.985	.99	.9925	.995	.9975	.9995
1	15.895	21.205	31.821	42.434	63.657	127.322	636.590
2	4.849	5.643	6.965	8.073	9.925	14.089	31.598
3	3.482	3.896	4.541	5.047	5.841	7.453	12.924
4	2.999	3.298	3.747	4.088	4.604	5.598	8.610
5	2.757	3.003	3.365	3.634	4.032	4.773	6.869
6	2.612	2.829	3.143	3.372	3.707	4.317	5.959
7	2.517	2.715	2.998	3.203	3.499	4.029	5.408
8	2.449	2.634	2.896	3.085	3.355	3.833	5.041
9	2.398	2.574	2.821	2.998	3.250	3.690	4.781
10	2.359	2.527	2.764	2.932	3.169	3.581	4.587
11	2.328	2.491	2.718	2.879	3.106	3.497	4.437
12	2.303	2.461	2.681	2.836	3.055	3.428	4.318
13	2.282	2.436	2.650	2.801	3.012	3.372	4.221
14	2.264	2.415	2.624	2.771	2.977	3.326	4.140
15	2.249	2.397	2.602	2.746	2.947	3.286	4.073
16	2.235	2.382	2.583	2.724	2.921	3.252	4.015
17	2.224	2.368	2.567	2.706	2.898	3.222	3.965
18	2.214	2.356	2.552	2.689	2.878	3.197	3.922
19	2.205	2.346	2.539	2.674	2.861	3.174	3.883
20	2.197	2.336	2.528	2.661	2.845	3.153	3.849
21	2.189	2.328	2.518	2.649	2.831	3.135	3.819
22	2.183	2.320	2.508	2.639	2.819	3.119	3.792
23	2.177	2.313	2.500	2.629	2.807	3.104	3.768
24	2.172	2.307	2.492	2.620	2.797	3.091	3.745
25	2.167	2.301	2.485	2.612	2.787	3.078	3.725
26	2.162	2.296	2.479	2.605	2.779	3.067	3.707
27	2.158	2.291	2.473	2.598	2.771	3.057	3.690
28	2.154	2.286	2.467	2.592	2.763	3.047	3.674
29	2.150	2.282	2.462	2.586	2.756	3.038	3.659
30	2.147	2.278	2.457	2.581	2.750	3.030	3.646
40	2.123	2.250	2.423	2.542	2.704	2.971	3.551
60	2.099	2.223	2.390	2.504	2.660	2.915	3.460
120	2.076	2.196	2.358	2.468	2.617	2.860	3.373
∞	2.054	2.170	2.326	2.432	2.576	2.807	3.291

جدول (٣-١) مئينات التوزيع χ^2

العدد في صلب الجدول هو $\chi^2(A; \nu)$ حيث $A = P(\chi^2(\nu) \leq \chi^2(A; \nu))$



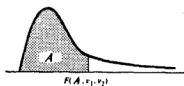
ν	A									
	.005	.010	.025	.050	.100	.900	.950	.975	.990	.995
1	0.00493	0.0137	0.05982	0.07393	0.10158	2.71	3.84	5.02	6.63	7.88
2	0.0100	0.0201	0.0506	0.103	0.211	4.61	5.99	7.38	9.21	10.60
3	0.072	0.115	0.216	0.352	0.584	6.25	7.81	9.35	11.34	12.84
4	0.207	0.297	0.484	0.711	1.064	7.78	9.49	11.14	13.28	14.86
5	0.412	0.554	0.831	1.145	1.61	9.24	11.07	12.83	15.09	16.75
6	0.676	0.872	1.24	1.64	2.20	10.64	12.59	14.45	16.81	18.55
7	0.989	1.24	1.69	2.17	2.83	12.02	14.07	16.01	18.48	20.28
8	1.34	1.65	2.18	2.73	3.49	13.36	15.51	17.53	20.09	21.96
9	1.73	2.09	2.70	3.33	4.17	14.68	16.92	19.02	21.67	23.59
10	2.16	2.56	3.25	3.94	4.87	15.99	18.31	20.48	23.21	25.19
11	2.60	3.05	3.82	4.57	5.58	17.28	19.68	21.92	24.73	26.76
12	3.07	3.57	4.40	5.23	6.30	18.55	21.03	23.34	26.22	28.30
13	3.57	4.11	5.01	5.89	7.04	19.81	22.36	24.74	27.69	29.82
14	4.07	4.66	5.63	6.57	7.79	21.06	23.68	26.12	29.14	31.32
15	4.60	5.23	6.26	7.26	8.55	22.31	25.00	27.49	30.58	32.80
16	5.14	5.81	6.91	7.96	9.31	23.54	26.30	28.85	32.00	34.27
17	5.70	6.41	7.56	8.67	10.09	24.77	27.59	30.19	33.41	35.72
18	6.26	7.01	8.23	9.39	10.86	25.99	28.87	31.53	34.81	37.16
19	6.84	7.63	8.91	10.12	11.65	27.20	30.14	32.85	36.19	38.58
20	7.43	8.26	9.59	10.85	12.44	28.41	31.41	34.17	37.57	40.00
21	8.03	8.90	10.28	11.59	13.24	29.62	32.67	35.48	38.93	41.40
22	8.64	9.54	10.98	12.34	14.04	30.81	33.92	36.78	40.29	42.80
23	9.26	10.20	11.69	13.09	14.85	32.01	35.17	38.08	41.64	44.18
24	9.89	10.86	12.40	13.85	15.66	33.20	36.42	39.36	42.98	45.56
25	10.52	11.52	13.12	14.61	16.47	34.38	37.65	40.65	44.31	46.93
26	11.16	12.20	13.84	15.38	17.29	35.56	38.89	41.92	45.64	48.29
27	11.81	12.88	14.57	16.15	18.11	36.74	40.11	43.19	46.96	49.64
28	12.46	13.56	15.31	16.93	18.94	37.92	41.34	44.46	48.28	50.99
29	13.12	14.26	16.05	17.71	19.77	39.09	42.56	45.72	49.59	52.34
30	13.79	14.95	16.79	18.49	20.60	40.26	43.77	46.98	50.89	53.67
40	20.71	22.16	24.43	26.51	29.05	51.81	55.76	59.34	63.69	66.77
50	27.99	29.71	32.36	34.76	37.69	63.17	67.50	71.42	76.15	79.49
60	35.53	37.48	40.48	43.19	46.46	74.40	79.08	83.30	88.38	91.95
70	43.28	45.44	48.76	51.74	55.33	85.53	90.53	95.02	100.4	104.2
80	51.17	53.54	57.15	60.39	64.28	96.58	101.9	106.6	112.3	116.3
90	59.20	61.75	65.65	69.13	73.29	107.6	113.1	118.1	124.1	128.3
100	67.33	70.06	74.22	77.93	82.36	118.5	124.3	129.6	135.8	140.2

المصدر: Reprinted, with permission, from C.M. Thompson. "Table of Percentage Points of the Chi-Square Distribution." *Biometrika* 32 (1941), pp. 188-89.

جدول (٤-١) مئينات التوزيع F

العدد في صلب الجدول $F(A; v_1, v_2)$ حيث $P\{F(v_1, v_2) \leq F(A; v_1, v_2)\} = A$

مئينات التوزيع F



$$F(A; v_1, v_2) = \frac{1}{F(1-A; v_2, v_1)}$$

تتمة جدول (١-٤) مئينات التوزيع F

د. ح. المقام	د. ح. البسط								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1 .50	1.00	1.50	1.71	1.82	1.89	1.94	1.98	2.00	2.03
.90	39.9	49.5	53.6	55.8	57.2	58.2	58.9	59.4	59.9
.95	161	200	216	225	230	234	237	239	241
.975	648	800	864	900	922	937	948	957	963
.99	4,052	5,000	5,403	5,625	5,764	5,859	5,928	5,981	6,022
.995	16,211	20,000	21,615	22,500	23,056	23,437	23,715	23,925	24,091
.999	405,280	500,000	540,380	562,500	576,400	585,940	592,870	598,140	602,280
2 .50	0.667	1.00	1.13	1.21	1.25	1.28	1.30	1.32	1.33
.90	8.53	9.00	9.16	9.24	9.29	9.33	9.35	9.37	9.38
.95	18.5	19.0	19.2	19.2	19.3	19.3	19.4	19.4	19.4
.975	38.5	39.0	39.2	39.2	39.3	39.3	39.4	39.4	39.4
.99	98.5	99.0	99.2	99.2	99.3	99.3	99.4	99.4	99.4
.995	199	199	199	199	199	199	199	199	199
.999	998.5	999.0	999.2	999.2	999.3	999.3	999.4	999.4	999.4
3 .50	0.585	0.881	1.00	1.06	1.10	1.13	1.15	1.16	1.17
.90	5.54	5.46	5.39	5.34	5.31	5.28	5.27	5.25	5.24
.95	10.1	9.55	9.28	9.12	9.01	8.94	8.89	8.85	8.81
.975	17.4	16.0	15.4	15.1	14.9	14.7	14.6	14.5	14.5
.99	34.1	30.8	29.5	28.7	28.2	27.9	27.7	27.5	27.3
.995	55.6	49.8	47.5	46.2	45.4	44.8	44.4	44.1	43.9
.999	167.0	148.5	141.1	137.1	134.6	132.8	131.6	130.6	129.9
4 .50	0.549	0.828	0.941	1.00	1.04	1.06	1.08	1.09	1.10
.90	4.54	4.32	4.19	4.11	4.05	4.01	3.98	3.95	3.94
.95	7.71	6.94	6.59	6.39	6.26	6.16	6.09	6.04	6.00
.975	12.2	10.6	9.98	9.60	9.36	9.20	9.07	8.98	8.90
.99	21.2	18.0	16.7	16.0	15.5	15.2	15.0	14.8	14.7
.995	31.3	26.3	24.3	23.2	22.5	22.0	21.6	21.4	21.1
.999	74.1	61.2	56.2	53.4	51.7	50.5	49.7	49.0	48.5
5 .50	0.528	0.799	0.907	0.965	1.00	1.02	1.04	1.05	1.06
.90	4.06	3.78	3.62	3.52	3.45	3.40	3.37	3.34	3.32
.95	6.61	5.79	5.41	5.19	5.05	4.95	4.88	4.82	4.77
.975	10.0	8.43	7.76	7.39	7.15	6.98	6.85	6.76	6.68
.99	16.3	13.3	12.1	11.4	11.0	10.7	10.5	10.3	10.2
.995	22.8	18.3	16.5	15.6	14.9	14.5	14.2	14.0	13.8
.999	47.2	37.1	33.2	31.1	29.8	28.8	28.2	27.6	27.2
6 .50	0.515	0.780	0.886	0.942	0.977	1.00	1.02	1.03	1.04
.90	3.78	3.46	3.29	3.18	3.11	3.05	3.01	2.98	2.96
.95	5.99	5.14	4.76	4.53	4.39	4.28	4.21	4.15	4.10
.975	8.81	7.26	6.60	6.23	5.99	5.82	5.70	5.60	5.52
.99	13.7	10.9	9.78	9.15	8.75	8.47	8.26	8.10	7.98
.995	18.6	14.5	12.9	12.0	11.5	11.1	10.8	10.6	10.4
.999	35.5	27.0	23.7	21.9	20.8	20.0	19.5	19.0	18.7
7 .50	0.506	0.767	0.871	0.926	0.960	0.983	1.00	1.01	1.02
.90	3.59	3.26	3.07	2.96	2.88	2.83	2.78	2.75	2.72
.95	5.59	4.74	4.35	4.12	3.97	3.87	3.79	3.73	3.68
.975	8.07	6.54	5.89	5.52	5.29	5.12	4.99	4.90	4.82
.99	12.2	9.55	8.45	7.85	7.46	7.19	6.99	6.84	6.72
.995	16.2	12.4	10.9	10.1	9.52	9.16	8.89	8.68	8.51
.999	29.2	21.7	18.8	17.2	16.2	15.5	15.0	14.6	14.3

تمة جدول (٤-١) مئينات التوزيع F

د. ح المقام	α	د. ح البسط							
		10	12	15	20	24	30	60	120
1	.50	2.04	2.07	2.09	2.12	2.13	2.15	2.17	2.18
	.90	60.2	60.7	61.2	61.7	62.0	62.3	62.8	63.1
	.95	242	244	246	248	249	250	252	253
	.975	969	977	985	993	997	1,001	1,010	1,014
	.99	6,056	6,106	6,157	6,209	6,235	6,261	6,313	6,339
	.995	24,224	24,426	24,630	24,836	24,940	25,044	25,253	25,359
	.999	605,620	610,670	615,760	620,910	623,500	626,100	631,340	633,970
2	.50	1.34	1.36	1.38	1.39	1.40	1.41	1.43	1.43
	.90	9.39	9.41	9.42	9.44	9.45	9.46	9.47	9.48
	.95	19.4	19.4	19.4	19.4	19.5	19.5	19.5	19.5
	.975	39.4	39.4	39.4	39.4	39.5	39.5	39.5	39.5
	.99	99.4	99.4	99.4	99.4	99.5	99.5	99.5	99.5
	.995	199	199	199	199	199	199	199	200
	.999	999.4	999.4	999.4	999.4	999.5	999.5	999.5	999.5
3	.50	1.18	1.20	1.21	1.23	1.23	1.24	1.25	1.26
	.90	5.23	5.22	5.20	5.18	5.18	5.17	5.15	5.14
	.95	8.79	8.74	8.70	8.66	8.64	8.62	8.57	8.55
	.975	14.4	14.3	14.3	14.2	14.1	14.1	14.0	13.9
	.99	27.2	27.1	26.9	26.7	26.6	26.5	26.3	26.2
	.995	43.7	43.4	43.1	42.8	42.6	42.5	42.1	42.0
	.999	129.2	128.3	127.4	126.4	125.9	125.4	124.5	123.5
4	.50	1.11	1.13	1.14	1.15	1.16	1.16	1.18	1.19
	.90	3.92	3.90	3.87	3.84	3.83	3.82	3.79	3.78
	.95	5.96	5.91	5.86	5.80	5.77	5.75	5.69	5.66
	.975	8.84	8.75	8.66	8.56	8.51	8.46	8.36	8.31
	.99	14.5	14.4	14.2	14.0	13.9	13.8	13.7	13.6
	.995	21.0	20.7	20.4	20.2	20.0	19.9	19.6	19.5
	.999	48.1	47.4	46.8	46.1	45.8	45.4	44.7	44.4
5	.50	1.07	1.09	1.10	1.11	1.12	1.12	1.14	1.15
	.90	3.30	3.27	3.24	3.21	3.19	3.17	3.14	3.12
	.95	4.74	4.68	4.62	4.56	4.53	4.50	4.43	4.40
	.975	6.62	6.52	6.43	6.33	6.28	6.23	6.12	6.07
	.99	10.1	9.89	9.72	9.55	9.47	9.38	9.20	9.11
	.995	13.6	13.4	13.1	12.9	12.8	12.7	12.4	12.3
	.999	26.9	26.4	25.9	25.4	25.1	24.9	24.3	24.1
6	.50	1.05	1.06	1.07	1.08	1.09	1.10	1.11	1.12
	.90	2.94	2.90	2.87	2.84	2.82	2.80	2.76	2.74
	.95	4.06	4.00	3.94	3.87	3.84	3.81	3.74	3.70
	.975	5.46	5.37	5.27	5.17	5.12	5.07	4.96	4.90
	.99	7.87	7.72	7.56	7.40	7.31	7.23	7.06	6.97
	.995	10.2	10.0	9.81	9.59	9.47	9.36	9.12	9.00
	.999	18.4	18.0	17.6	17.1	16.9	16.7	16.2	16.0
7	.50	1.03	1.04	1.05	1.07	1.07	1.08	1.09	1.10
	.90	2.70	2.67	2.63	2.59	2.58	2.56	2.51	2.49
	.95	3.64	3.57	3.51	3.44	3.41	3.38	3.30	3.27
	.975	4.76	4.67	4.57	4.47	4.42	4.36	4.25	4.20
	.99	6.62	6.47	6.31	6.16	6.07	5.99	5.82	5.74
	.995	8.38	8.18	7.97	7.75	7.65	7.53	7.31	7.19
	.999	14.1	13.7	13.3	12.9	12.7	12.5	12.1	11.9

تتمة جدول (٤-١) مئينات التوزيع F

د. ح. المقام	د. ح. البسط								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
8 .50	0.499	0.757	0.860	0.915	0.948	0.971	0.988	1.00	1.01
.90	3.46	3.11	2.92	2.81	2.73	2.67	2.62	2.59	2.56
.95	5.32	4.46	4.07	3.84	3.69	3.58	3.50	3.44	3.39
.975	7.57	6.06	5.42	5.05	4.82	4.65	4.53	4.43	4.36
.99	11.3	8.65	7.59	7.01	6.63	6.37	6.18	6.03	5.91
.995	14.7	11.0	9.60	8.81	8.30	7.95	7.69	7.50	7.34
.999	25.4	18.5	15.8	14.4	13.5	12.9	12.4	12.0	11.8
9 .50	0.494	0.749	0.852	0.906	0.939	0.962	0.978	0.990	1.00
.90	3.36	3.01	2.81	2.69	2.61	2.55	2.51	2.47	2.44
.95	5.12	4.26	3.86	3.63	3.48	3.37	3.29	3.23	3.18
.975	7.21	5.71	5.08	4.72	4.48	4.32	4.20	4.10	4.03
.99	10.6	8.02	6.99	6.42	6.06	5.80	5.61	5.47	5.35
.995	13.6	10.1	8.72	7.96	7.47	7.13	6.88	6.69	6.54
.999	22.9	16.4	13.9	12.6	11.7	11.1	10.7	10.4	10.1
10 .50	0.490	0.743	0.845	0.899	0.932	0.954	0.971	0.983	0.992
.90	3.29	2.92	2.73	2.61	2.52	2.46	2.41	2.38	2.35
.95	4.96	4.10	3.71	3.48	3.33	3.22	3.14	3.07	3.02
.975	6.94	5.46	4.83	4.47	4.24	4.07	3.95	3.85	3.78
.99	10.0	7.56	6.55	5.99	5.64	5.39	5.20	5.06	4.94
.995	12.8	9.43	8.08	7.34	6.87	6.54	6.30	6.12	5.97
.999	21.0	14.9	12.6	11.3	10.5	9.93	9.52	9.20	8.96
12 .50	0.484	0.735	0.835	0.888	0.921	0.943	0.959	0.972	0.981
.90	3.18	2.81	2.61	2.48	2.39	2.33	2.28	2.24	2.21
.95	4.75	3.89	3.49	3.26	3.11	3.00	2.91	2.85	2.80
.975	6.55	5.10	4.47	4.12	3.89	3.73	3.61	3.51	3.44
.99	9.33	6.93	5.95	5.41	5.06	4.82	4.64	4.50	4.39
.995	11.8	8.51	7.23	6.52	6.07	5.76	5.52	5.35	5.20
.999	18.6	13.0	10.8	9.63	8.89	8.38	8.00	7.71	7.48
15 .50	0.478	0.726	0.826	0.878	0.911	0.933	0.949	0.960	0.970
.90	3.07	2.70	2.49	2.36	2.27	2.21	2.16	2.12	2.09
.95	4.54	3.68	3.29	3.06	2.90	2.79	2.71	2.64	2.59
.975	6.20	4.77	4.15	3.80	3.58	3.41	3.29	3.20	3.12
.99	8.68	6.36	5.42	4.89	4.56	4.32	4.14	4.00	3.89
.995	10.8	7.70	6.48	5.80	5.37	5.07	4.85	4.67	4.54
.999	16.6	11.3	9.34	8.25	7.57	7.09	6.74	6.47	6.26
20 .50	0.472	0.718	0.816	0.868	0.900	0.922	0.938	0.950	0.959
.90	2.97	2.59	2.38	2.25	2.16	2.09	2.04	2.00	1.96
.95	4.35	3.49	3.10	2.87	2.71	2.60	2.51	2.45	2.39
.975	5.87	4.46	3.86	3.51	3.29	3.13	3.01	2.91	2.84
.99	8.10	5.85	4.94	4.43	4.10	3.87	3.70	3.56	3.46
.995	9.94	6.99	5.82	5.17	4.76	4.47	4.26	4.09	3.96
.999	14.8	9.95	8.10	7.10	6.46	6.02	5.69	5.44	5.24
24 .50	0.469	0.714	0.812	0.863	0.895	0.917	0.932	0.944	0.953
.90	2.93	2.54	2.33	2.19	2.10	2.04	1.98	1.94	1.91
.95	4.26	3.40	3.01	2.78	2.62	2.51	2.42	2.36	2.30
.975	5.72	4.32	3.72	3.38	3.15	2.99	2.87	2.78	2.70
.99	7.82	5.61	4.72	4.22	3.90	3.67	3.50	3.36	3.26
.995	9.55	6.66	5.52	4.89	4.49	4.20	3.99	3.83	3.69
.999	14.0	9.34	7.55	6.59	5.98	5.55	5.23	4.99	4.80

تمة جدول (١-٤) مئينات التوزيع F

د. ح. المقام	د. ح. البسط								
	10	12	15	20	24	30	60	120	∞
8 .50	1.02	1.03	1.04	1.05	1.06	1.07	1.08	1.08	1.09
.90	2.54	2.50	2.46	2.42	2.40	2.38	2.34	2.32	2.29
.95	3.35	3.28	3.22	3.15	3.12	3.08	3.01	2.97	2.93
.975	4.30	4.20	4.10	4.00	3.95	3.89	3.78	3.73	3.67
.99	5.81	5.67	5.52	5.36	5.28	5.20	5.03	4.95	4.86
.995	7.21	7.01	6.81	6.61	6.50	6.40	6.18	6.06	5.95
.999	11.5	11.2	10.8	10.5	10.3	10.1	9.73	9.53	9.33
9 .50	1.01	1.02	1.03	1.04	1.05	1.05	1.07	1.07	1.08
.90	2.42	2.38	2.34	2.30	2.28	2.25	2.21	2.18	2.16
.95	3.14	3.07	3.01	2.94	2.90	2.86	2.79	2.75	2.71
.975	3.96	3.87	3.77	3.67	3.61	3.56	3.45	3.39	3.33
.99	5.26	5.11	4.96	4.81	4.73	4.65	4.48	4.40	4.31
.995	6.42	6.23	6.03	5.83	5.73	5.62	5.41	5.30	5.19
.999	9.89	9.57	9.24	8.90	8.72	8.55	8.19	8.00	7.81
10 .50	1.00	1.01	1.02	1.03	1.04	1.05	1.06	1.06	1.07
.90	2.32	2.28	2.24	2.20	2.18	2.16	2.11	2.08	2.06
.95	2.98	2.91	2.84	2.77	2.74	2.70	2.62	2.58	2.54
.975	3.72	3.62	3.52	3.42	3.37	3.31	3.20	3.14	3.08
.99	4.85	4.71	4.56	4.41	4.33	4.25	4.08	4.00	3.91
.995	5.85	5.66	5.47	5.27	5.17	5.07	4.86	4.75	4.64
.999	8.75	8.45	8.13	7.80	7.64	7.47	7.12	6.94	6.76
12 .50	0.989	1.00	1.01	1.02	1.03	1.03	1.05	1.05	1.06
.90	2.19	2.15	2.10	2.06	2.04	2.01	1.96	1.93	1.90
.95	2.75	2.69	2.62	2.54	2.51	2.47	2.38	2.34	2.30
.975	3.37	3.28	3.18	3.07	3.02	2.96	2.85	2.79	2.72
.99	4.30	4.16	4.01	3.86	3.78	3.70	3.54	3.45	3.36
.995	5.09	4.91	4.72	4.53	4.43	4.33	4.12	4.01	3.90
.999	7.29	7.00	6.71	6.40	6.25	6.09	5.76	5.59	5.42
15 .50	0.977	0.989	1.00	1.01	1.02	1.02	1.03	1.04	1.05
.90	2.06	2.02	1.97	1.92	1.90	1.87	1.82	1.79	1.76
.95	2.54	2.48	2.40	2.33	2.29	2.25	2.16	2.11	2.07
.975	3.06	2.96	2.86	2.76	2.70	2.64	2.52	2.46	2.40
.99	3.80	3.67	3.52	3.37	3.29	3.21	3.05	2.96	2.87
.995	4.42	4.25	4.07	3.88	3.79	3.69	3.48	3.37	3.26
.999	6.08	5.81	5.54	5.25	5.10	4.95	4.64	4.48	4.31
20 .50	0.966	0.977	0.989	1.00	1.01	1.01	1.02	1.03	1.03
.90	1.94	1.89	1.84	1.79	1.77	1.74	1.68	1.64	1.61
.95	2.35	2.28	2.20	2.12	2.08	2.04	1.95	1.90	1.84
.975	2.77	2.68	2.57	2.46	2.41	2.35	2.22	2.16	2.09
.99	3.37	3.23	3.09	2.94	2.86	2.78	2.61	2.52	2.42
.995	3.85	3.68	3.50	3.32	3.22	3.12	2.92	2.81	2.69
.999	5.08	4.82	4.56	4.29	4.15	4.00	3.70	3.54	3.38
24 .50	0.961	0.972	0.983	0.994	1.00	1.01	1.02	1.02	1.03
.90	1.88	1.83	1.78	1.73	1.70	1.67	1.61	1.57	1.53
.95	2.25	2.18	2.11	2.03	1.98	1.94	1.84	1.79	1.73
.975	2.64	2.54	2.44	2.33	2.27	2.21	2.08	2.01	1.94
.99	3.17	3.03	2.89	2.74	2.66	2.58	2.40	2.31	2.21
.995	3.59	3.42	3.25	3.06	2.97	2.87	2.66	2.55	2.43
.999	4.64	4.39	4.14	3.87	3.74	3.59	3.29	3.14	2.97

تتمة جدول (١-٤) قيمات التوزيع F

د. ح. المقام	د. ح. البسط								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
30 .50	0.466	0.709	0.807	0.858	0.890	0.912	0.927	0.939	0.948
.90	2.88	2.49	2.28	2.14	2.05	1.98	1.93	1.88	1.85
.95	4.17	3.32	2.92	2.69	2.53	2.42	2.33	2.27	2.21
.975	5.57	4.18	3.59	3.25	3.03	2.87	2.75	2.65	2.57
.99	7.56	5.39	4.51	4.02	3.70	3.47	3.30	3.17	3.07
.995	9.18	6.35	5.24	4.62	4.23	3.95	3.74	3.58	3.45
.999	13.3	8.77	7.05	6.12	5.53	5.12	4.82	4.58	4.39
60 .50	0.461	0.701	0.798	0.849	0.880	0.901	0.917	0.928	0.937
.90	2.79	2.39	2.18	2.04	1.95	1.87	1.82	1.77	1.74
.95	4.00	3.15	2.76	2.53	2.37	2.25	2.17	2.10	2.04
.975	5.29	3.93	3.34	3.01	2.79	2.63	2.51	2.41	2.33
.99	7.08	4.98	4.13	3.65	3.34	3.12	2.95	2.82	2.72
.995	8.49	5.80	4.73	4.14	3.76	3.49	3.29	3.13	3.01
.999	12.0	7.77	6.17	5.31	4.76	4.37	4.09	3.86	3.69
120 .50	0.458	0.697	0.793	0.844	0.875	0.896	0.912	0.923	0.932
.90	2.75	2.35	2.13	1.99	1.90	1.82	1.77	1.72	1.68
.95	3.92	3.07	2.68	2.45	2.29	2.18	2.09	2.02	1.96
.975	5.15	3.80	3.23	2.89	2.67	2.52	2.39	2.30	2.22
.99	6.85	4.79	3.95	3.48	3.17	2.96	2.79	2.66	2.56
.995	8.18	5.54	4.50	3.92	3.55	3.28	3.09	2.93	2.81
.999	11.4	7.32	5.78	4.95	4.42	4.04	3.77	3.55	3.38
∞ .50	0.455	0.693	0.789	0.839	0.870	0.891	0.907	0.918	0.927
.90	2.71	2.30	2.08	1.94	1.85	1.77	1.72	1.67	1.63
.95	3.84	3.00	2.60	2.37	2.21	2.10	2.01	1.94	1.88
.975	5.02	3.69	3.12	2.79	2.57	2.41	2.29	2.19	2.11
.99	6.63	4.61	3.78	3.32	3.02	2.80	2.64	2.51	2.41
.995	7.88	5.30	4.28	3.72	3.35	3.09	2.90	2.74	2.62
.999	10.8	6.91	5.42	4.62	4.10	3.74	3.47	3.27	3.10

تمة جدول (١-٤) مئينات التوزيع F

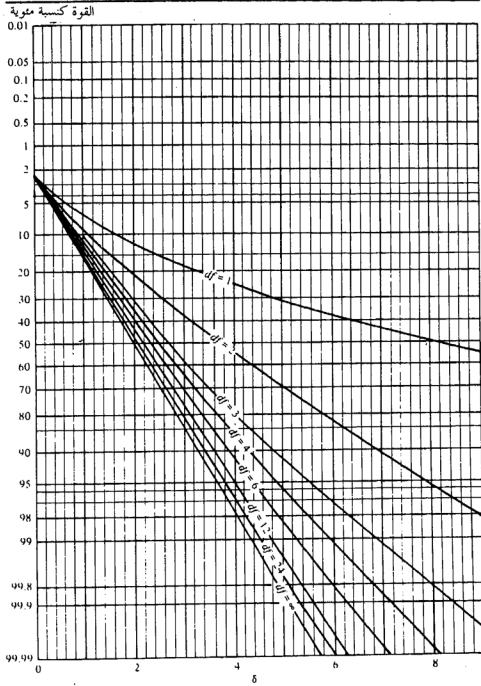
د. ح. القاء	د. ح. البسط							
	10	12	15	20	24	30	60	∞
30 .50	0.955	0.966	0.978	0.989	0.994	1.00	1.01	1.02
.90	1.82	1.77	1.72	1.67	1.64	1.61	1.54	1.46
.95	2.16	2.09	2.01	1.93	1.89	1.84	1.74	1.62
.975	2.51	2.41	2.31	2.20	2.14	2.07	1.94	1.79
.99	2.98	2.84	2.70	2.55	2.47	2.39	2.21	2.01
.995	3.34	3.18	3.01	2.82	2.73	2.63	2.42	2.18
.999	4.24	4.00	3.75	3.49	3.36	3.22	2.92	2.59
60 .50	0.945	0.956	0.967	0.978	0.983	0.989	1.00	1.01
.90	1.71	1.66	1.60	1.54	1.51	1.48	1.40	1.29
.95	1.99	1.92	1.84	1.75	1.70	1.65	1.53	1.39
.975	2.27	2.17	2.06	1.94	1.88	1.82	1.67	1.48
.99	2.63	2.50	2.35	2.20	2.12	2.03	1.84	1.73
.995	2.90	2.74	2.57	2.39	2.29	2.19	1.96	1.69
.999	3.54	3.32	3.08	2.83	2.69	2.55	2.25	1.89
120 .50	0.939	0.950	0.961	0.972	0.978	0.983	0.994	1.00
.90	1.65	1.60	1.55	1.48	1.45	1.41	1.32	1.26
.95	1.91	1.83	1.75	1.66	1.61	1.55	1.43	1.25
.975	2.16	2.05	1.95	1.82	1.76	1.69	1.53	1.31
.99	2.47	2.34	2.19	2.03	1.95	1.86	1.66	1.38
.995	2.71	2.54	2.37	2.19	2.09	1.98	1.75	1.43
.999	3.24	3.02	2.78	2.53	2.40	2.26	1.95	1.54
∞ .50	0.934	0.945	0.956	0.967	0.972	0.978	0.989	0.994
.90	1.60	1.55	1.49	1.42	1.38	1.34	1.24	1.17
.95	1.83	1.75	1.67	1.57	1.52	1.46	1.32	1.22
.975	2.05	1.94	1.83	1.71	1.64	1.57	1.39	1.27
.99	2.32	2.18	2.04	1.88	1.79	1.70	1.47	1.32
.995	2.52	2.36	2.19	2.00	1.90	1.79	1.53	1.36
.999	2.96	2.74	2.51	2.27	2.13	1.99	1.66	1.45

المصدر: Reprinted from Table 5 of Pearson and Hartley, *Biometrika Tables for Statisticians*,

Volume 2, 1972, published by the Cambridge University Press, on behalf of The Biometria Society, by permission of the authors and publishers.

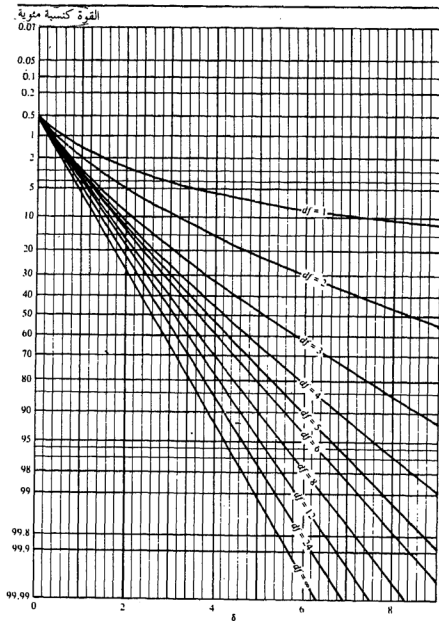
جدول (٥-١) دالة القوة للاختبار t ذي الجانبين

$$\alpha = .05$$



تتمة جدول (٥-١) دالة القوة للاختبار t ذي الجانبيين

$$\alpha = .01$$



المصدر: Reprinted, with permission, from D.B. Owen, *Handbook of Statistical Tables* (Reading, Mass. Addison Wesley Publishing, 1962), pp. 32, 34. Courtesy of U.S. Atomic Energy Commission.

جدول (٦-١) حلاً اختيار دورين - واتسون

مستوى الأهمية $\alpha = 0.05$

n	p - 1 = 1		p - 1 = 2		p - 1 = 3		p - 1 = 4		p - 1 = 5	
	d _L	d _U	d _L	d _U	d _L	d _U	d _L	d _U	d _L	d _U
15	1.08	1.36	0.95	1.54	0.82	1.75	0.69	1.97	0.56	2.21
16	1.10	1.37	0.98	1.54	0.86	1.73	0.74	1.93	0.62	2.15
17	1.13	1.38	1.02	1.54	0.90	1.71	0.78	1.90	0.67	2.10
18	1.16	1.39	1.05	1.53	0.93	1.69	0.82	1.87	0.71	2.06
19	1.18	1.40	1.08	1.53	0.97	1.68	0.86	1.85	0.75	2.02
20	1.20	1.41	1.10	1.54	1.00	1.68	0.90	1.83	0.79	1.99
21	1.22	1.42	1.13	1.54	1.03	1.67	0.93	1.81	0.83	1.96
22	1.24	1.43	1.15	1.54	1.05	1.66	0.96	1.80	0.86	1.94
23	1.26	1.44	1.17	1.54	1.08	1.66	0.99	1.79	0.90	1.92
24	1.27	1.45	1.19	1.55	1.10	1.66	1.01	1.78	0.93	1.90
25	1.29	1.45	1.21	1.55	1.12	1.66	1.04	1.77	0.95	1.89
26	1.30	1.46	1.22	1.55	1.14	1.65	1.06	1.76	0.98	1.88
27	1.32	1.47	1.24	1.56	1.16	1.65	1.08	1.76	1.01	1.86
28	1.33	1.48	1.26	1.56	1.18	1.65	1.10	1.75	1.03	1.85
29	1.34	1.48	1.27	1.56	1.20	1.65	1.12	1.74	1.05	1.84
30	1.35	1.49	1.28	1.57	1.21	1.65	1.14	1.74	1.07	1.83
31	1.36	1.50	1.30	1.57	1.23	1.65	1.16	1.74	1.09	1.83
32	1.37	1.50	1.31	1.57	1.24	1.65	1.18	1.73	1.11	1.82
33	1.38	1.51	1.32	1.58	1.26	1.65	1.19	1.73	1.13	1.81
34	1.39	1.51	1.33	1.58	1.27	1.65	1.21	1.73	1.15	1.81
35	1.40	1.52	1.34	1.58	1.28	1.65	1.22	1.73	1.16	1.80
36	1.41	1.52	1.35	1.59	1.29	1.65	1.24	1.73	1.18	1.80
37	1.42	1.53	1.36	1.59	1.31	1.66	1.25	1.72	1.19	1.80
38	1.43	1.54	1.37	1.59	1.32	1.66	1.26	1.72	1.21	1.79
39	1.43	1.54	1.38	1.60	1.33	1.66	1.27	1.72	1.22	1.79
40	1.44	1.54	1.39	1.60	1.34	1.66	1.29	1.72	1.23	1.79
45	1.48	1.57	1.43	1.62	1.38	1.67	1.34	1.72	1.29	1.78
50	1.50	1.59	1.46	1.63	1.42	1.67	1.38	1.72	1.34	1.77
55	1.53	1.60	1.49	1.64	1.45	1.68	1.41	1.72	1.38	1.77
60	1.55	1.62	1.51	1.65	1.48	1.69	1.44	1.73	1.41	1.77
65	1.57	1.63	1.54	1.66	1.50	1.70	1.47	1.73	1.44	1.77
70	1.58	1.64	1.55	1.67	1.52	1.70	1.49	1.74	1.46	1.77
75	1.60	1.65	1.57	1.68	1.54	1.71	1.51	1.74	1.49	1.77
80	1.61	1.66	1.59	1.69	1.56	1.72	1.53	1.74	1.51	1.77
85	1.62	1.67	1.60	1.70	1.57	1.72	1.55	1.75	1.52	1.77
90	1.63	1.68	1.61	1.70	1.59	1.73	1.57	1.75	1.54	1.78
95	1.64	1.69	1.62	1.71	1.60	1.73	1.58	1.75	1.56	1.78
100	1.65	1.69	1.63	1.72	1.61	1.74	1.59	1.76	1.57	1.78

تتمة جدول (١-٦) حدًا اختياري دورين - واتسون

مستوى الأهمية $\alpha = 0.01$

n	p - 1 = 1		p - 1 = 2		p - 1 = 3		p - 1 = 4		p - 1 = 5	
	d _L	d _U	d _L	d _U	d _L	d _U	d _L	d _U	d _L	d _U
15	0.81	1.07	0.70	1.25	0.59	1.46	0.49	1.70	0.39	1.96
16	0.84	1.09	0.74	1.25	0.63	1.44	0.53	1.66	0.44	1.90
17	0.87	1.10	0.77	1.25	0.67	1.43	0.57	1.63	0.48	1.85
18	0.90	1.12	0.80	1.26	0.71	1.42	0.61	1.60	0.52	1.80
19	0.93	1.13	0.83	1.26	0.74	1.41	0.65	1.58	0.56	1.77
20	0.95	1.15	0.86	1.27	0.77	1.41	0.68	1.57	0.60	1.74
21	0.97	1.16	0.89	1.27	0.80	1.41	0.72	1.55	0.63	1.71
22	1.00	1.17	0.91	1.28	0.83	1.40	0.75	1.54	0.66	1.69
23	1.02	1.19	0.94	1.29	0.86	1.40	0.77	1.53	0.70	1.67
24	1.04	1.20	0.96	1.30	0.88	1.41	0.80	1.53	0.72	1.66
25	1.05	1.21	0.98	1.30	0.90	1.41	0.83	1.52	0.75	1.65
26	1.07	1.22	1.00	1.31	0.93	1.41	0.85	1.52	0.78	1.64
27	1.09	1.23	1.02	1.32	0.95	1.41	0.88	1.51	0.81	1.63
28	1.10	1.24	1.04	1.32	0.97	1.41	0.90	1.51	0.83	1.62
29	1.12	1.25	1.05	1.33	0.99	1.42	0.92	1.51	0.85	1.61
30	1.13	1.26	1.07	1.34	1.01	1.42	0.94	1.51	0.88	1.61
31	1.15	1.27	1.08	1.34	1.02	1.42	0.96	1.51	0.90	1.60
32	1.16	1.28	1.10	1.35	1.04	1.43	0.98	1.51	0.92	1.60
33	1.17	1.29	1.11	1.36	1.05	1.43	1.00	1.51	0.94	1.59
34	1.18	1.30	1.13	1.36	1.07	1.43	1.01	1.51	0.95	1.59
35	1.19	1.31	1.14	1.37	1.08	1.44	1.03	1.51	0.97	1.59
36	1.21	1.32	1.15	1.38	1.10	1.44	1.04	1.51	0.99	1.59
37	1.22	1.32	1.16	1.38	1.11	1.45	1.06	1.51	1.00	1.59
38	1.23	1.33	1.18	1.39	1.12	1.45	1.07	1.52	1.02	1.58
39	1.24	1.34	1.19	1.39	1.14	1.45	1.09	1.52	1.03	1.58
40	1.25	1.34	1.20	1.40	1.15	1.46	1.10	1.52	1.05	1.58
45	1.29	1.38	1.24	1.42	1.20	1.48	1.16	1.53	1.11	1.58
50	1.32	1.40	1.28	1.45	1.24	1.49	1.20	1.54	1.16	1.59
55	1.36	1.43	1.32	1.47	1.28	1.51	1.25	1.55	1.21	1.59
60	1.38	1.45	1.35	1.48	1.32	1.52	1.28	1.56	1.25	1.60
65	1.41	1.47	1.38	1.50	1.35	1.53	1.31	1.57	1.28	1.61
70	1.43	1.49	1.40	1.52	1.37	1.55	1.34	1.58	1.31	1.61
75	1.45	1.50	1.42	1.53	1.39	1.56	1.37	1.59	1.34	1.62
80	1.47	1.52	1.44	1.54	1.42	1.57	1.39	1.60	1.36	1.62
85	1.48	1.53	1.46	1.55	1.43	1.58	1.41	1.60	1.39	1.63
90	1.50	1.54	1.47	1.56	1.45	1.59	1.43	1.61	1.41	1.64
95	1.51	1.55	1.49	1.57	1.47	1.60	1.45	1.62	1.42	1.64
100	1.52	1.56	1.50	1.58	1.48	1.60	1.46	1.63	1.44	1.65

المصدر: Reprinted, with permission, from J. Durbin and G.S. Watson, "Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. II", *Biometrika* 38 (1951), pp. 159-78.

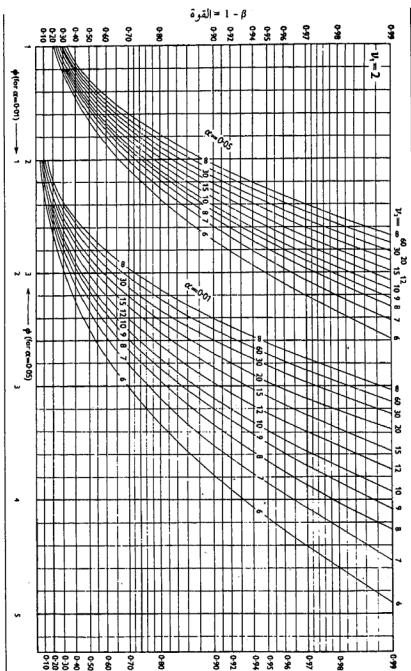
جدول (٧-١) جدول التحويل z' لمعامل الارتباط

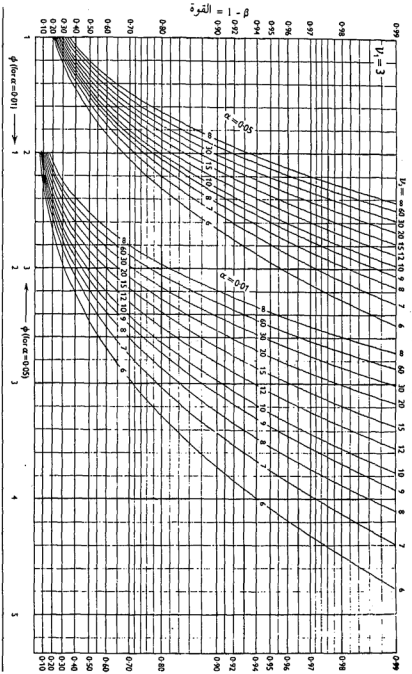
r	z'	r	z'	r	z'	r	z'
ρ	ζ	ρ	ζ	ρ	ζ	ρ	ζ
.00	.0000	.25	.2554	.50	.5493	.75	.973
.01	.0100	.26	.2661	.51	.5627	.76	.996
.02	.0200	.27	.2769	.52	.5763	.77	1.020
.03	.0300	.28	.2877	.53	.5901	.78	1.045
.04	.0400	.29	.2986	.54	.6042	.79	1.071
.05	.0500	.30	.3095	.55	.6184	.80	1.099
.06	.0601	.31	.3205	.56	.6328	.81	1.127
.07	.0701	.32	.3316	.57	.6475	.82	1.157
.08	.0802	.33	.3428	.58	.6625	.83	1.188
.09	.0902	.34	.3541	.59	.6777	.84	1.221
.10	.1003	.35	.3654	.60	.6931	.85	1.256
.11	.1104	.36	.3769	.61	.7089	.86	1.293
.12	.1206	.37	.3884	.62	.7250	.87	1.333
.13	.1307	.38	.4001	.63	.7414	.88	1.376
.14	.1409	.39	.4118	.64	.7582	.89	1.422
.15	.1511	.40	.4236	.65	.7753	.90	1.472
.16	.1614	.41	.4356	.66	.7928	.91	1.528
.17	.1717	.42	.4477	.67	.8107	.92	1.589
.18	.1820	.43	.4599	.68	.8291	.93	1.658
.19	.1923	.44	.4722	.69	.8480	.94	1.738
.20	.2027	.45	.4847	.70	.8673	.95	1.832
.21	.2132	.46	.4973	.71	.8872	.96	1.946
.22	.2237	.47	.5101	.72	.9076	.97	2.092
.23	.2342	.48	.5230	.73	.9287	.98	2.298
.24	.2448	.49	.5361	.74	.9505	.99	2.647

المصدر: Abridged from Table 14 of Pearson and Hartley, *Biometrika Tables for Statisticians*, volume 1, 1966, published by the Cambridge University Press, on behalf of The Biometrika Society, by permission of the authors and publishers.

الملحق (أ) جداول

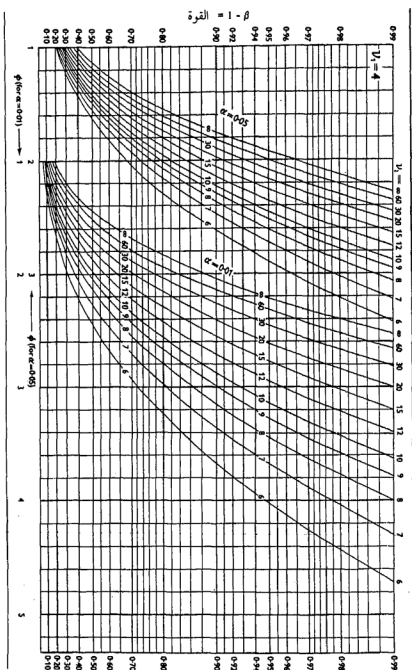
٧٠٣



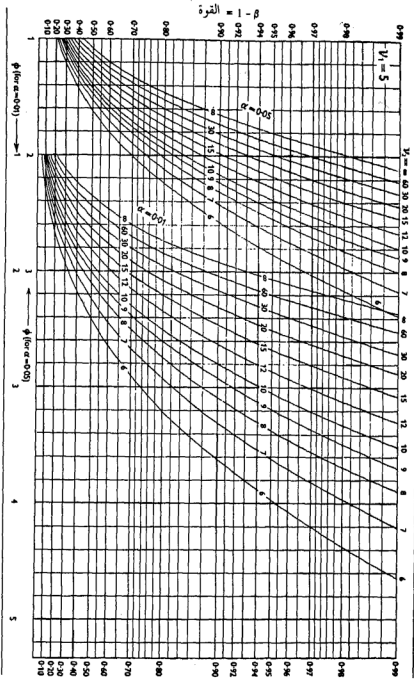


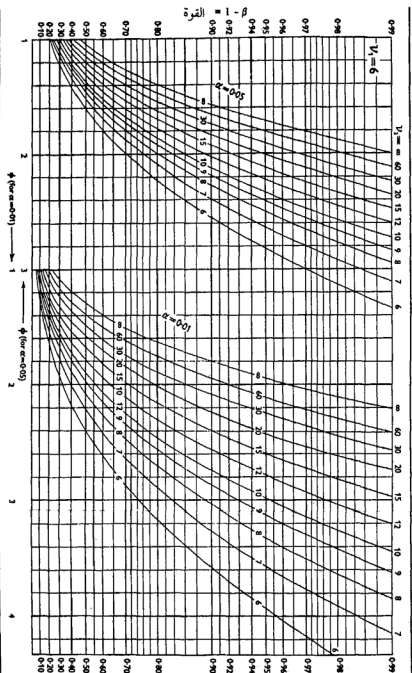
الملحق (أ) جداول

٧٠٥



تسمية جدول (٨-١) دالة القوة لتحليل تجزئة تأثيرات متباعدة لمتغيرات عامل





جدول (٩-١) قيميات توزيع المدى العتري

المدد في صلب الجدول هو $q(1 - \alpha, r, v) = 1 - \alpha$ حيث $v = q(1 - \alpha, r, v)$ $1 - \alpha = .90$

r	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	8.93	13.4	16.4	18.5	20.2	21.5	22.6	23.6	24.5	25.2	25.9	26.5	27.1	27.6	28.1	28.5	29.0	29.3	29.7
2	4.11	5.73	6.77	7.54	8.14	8.63	9.05	9.41	9.72	10.0	10.3	10.5	10.7	10.9	11.1	11.2	11.4	11.5	11.7
3	3.33	4.47	5.20	5.74	6.16	6.51	6.81	7.06	7.29	7.49	7.67	7.83	7.98	8.12	8.25	8.37	8.48	8.58	8.68
4	3.01	3.98	4.59	5.03	5.39	5.68	5.93	6.14	6.33	6.49	6.65	6.78	6.91	7.02	7.13	7.23	7.33	7.41	7.50
5	2.85	3.72	4.26	4.66	4.98	5.24	5.46	5.65	5.82	5.97	6.10	6.22	6.34	6.44	6.54	6.63	6.71	6.79	6.86
6	2.75	3.56	4.07	4.44	4.73	4.97	5.17	5.34	5.50	5.64	5.76	5.87	5.98	6.07	6.16	6.25	6.32	6.40	6.47
7	2.68	3.45	3.93	4.28	4.55	4.78	4.97	5.14	5.28	5.41	5.53	5.64	5.74	5.83	5.92	5.99	6.06	6.13	6.19
8	2.63	3.37	3.83	4.17	4.43	4.65	4.83	4.99	5.13	5.25	5.36	5.46	5.56	5.64	5.72	5.80	5.87	5.93	5.99
9	2.59	3.32	3.76	4.08	4.34	4.54	4.72	4.87	5.01	5.13	5.23	5.33	5.42	5.51	5.58	5.66	5.72	5.79	5.85
10	2.56	3.27	3.70	4.02	4.26	4.47	4.64	4.78	4.91	5.03	5.13	5.23	5.32	5.40	5.47	5.54	5.61	5.67	5.73
11	2.54	3.23	3.65	3.96	4.20	4.40	4.57	4.71	4.84	4.95	5.05	5.15	5.23	5.31	5.38	5.45	5.51	5.57	5.63
12	2.52	3.20	3.62	3.92	4.16	4.35	4.51	4.65	4.78	4.89	4.99	5.08	5.16	5.24	5.31	5.37	5.43	5.48	5.54
13	2.50	3.18	3.59	3.88	4.12	4.30	4.46	4.60	4.72	4.83	4.93	5.02	5.10	5.18	5.25	5.32	5.37	5.43	5.48
14	2.49	3.16	3.56	3.85	4.08	4.27	4.42	4.56	4.68	4.79	4.88	4.97	5.05	5.12	5.19	5.26	5.32	5.37	5.43
15	2.48	3.14	3.54	3.83	4.05	4.23	4.39	4.52	4.64	4.75	4.84	4.93	5.01	5.08	5.15	5.21	5.27	5.32	5.38
16	2.47	3.12	3.52	3.80	4.03	4.21	4.36	4.49	4.61	4.72	4.81	4.89	4.97	5.04	5.11	5.17	5.23	5.28	5.33
17	2.46	3.11	3.50	3.78	4.00	4.18	4.34	4.46	4.58	4.68	4.77	4.85	4.92	5.00	5.06	5.13	5.19	5.24	5.30
18	2.45	3.10	3.49	3.76	3.97	4.14	4.31	4.44	4.55	4.65	4.75	4.83	4.90	4.98	5.04	5.10	5.16	5.21	5.26
19	2.43	3.09	3.47	3.75	3.97	4.14	4.29	4.42	4.53	4.63	4.72	4.80	4.88	4.95	5.01	5.07	5.13	5.18	5.23
20	2.44	3.08	3.46	3.74	3.95	4.12	4.27	4.40	4.51	4.61	4.70	4.78	4.85	4.92	4.99	5.05	5.10	5.16	5.20
21	2.42	3.05	3.43	3.71	3.92	4.07	4.21	4.34	4.44	4.54	4.63	4.71	4.78	4.85	4.91	4.97	5.02	5.07	5.12
22	2.40	3.02	3.39	3.65	3.85	4.02	4.16	4.28	4.38	4.47	4.56	4.64	4.71	4.77	4.83	4.89	4.94	4.99	5.03
23	2.38	2.99	3.35	3.60	3.80	3.96	4.10	4.21	4.32	4.41	4.49	4.56	4.63	4.69	4.75	4.81	4.86	4.90	4.95
24	2.36	2.96	3.31	3.56	3.75	3.91	4.04	4.16	4.25	4.34	4.42	4.49	4.56	4.62	4.67	4.73	4.78	4.82	4.86
25	2.34	2.93	3.28	3.52	3.71	3.86	3.99	4.10	4.19	4.28	4.35	4.42	4.48	4.54	4.60	4.65	4.69	4.74	4.78
26	2.33	2.90	3.24	3.48	3.66	3.81	3.93	4.04	4.13	4.21	4.28	4.35	4.41	4.47	4.52	4.57	4.61	4.65	4.69

$$1 - \alpha = .95$$

p	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	18.0	27.0	32.8	37.1	40.4	43.1	45.4	47.4	49.1	50.6	52.0	53.2	54.3	55.4	56.3	57.2	58.0	58.8	59.6
2	6.08	8.33	9.80	10.9	11.7	12.4	13.0	13.5	14.0	14.4	14.7	15.1	15.4	15.7	15.9	16.1	16.3	16.5	16.6
3	4.50	5.91	6.82	7.50	8.04	8.48	8.85	9.18	9.46	9.72	9.95	10.2	10.3	10.5	10.7	10.8	11.0	11.1	11.2
4	3.93	5.04	5.76	6.29	6.71	7.05	7.35	7.60	7.83	8.03	8.21	8.37	8.52	8.66	8.79	8.91	9.03	9.13	9.23
5	3.64	4.60	5.22	5.67	6.03	6.33	6.58	6.80	6.99	7.17	7.32	7.47	7.60	7.72	7.83	7.93	8.03	8.12	8.21
6	3.46	4.34	4.90	5.30	5.63	5.90	6.12	6.32	6.49	6.65	6.79	6.92	7.03	7.14	7.24	7.34	7.43	7.51	7.59
7	3.34	4.16	4.68	5.06	5.36	5.61	5.82	6.00	6.16	6.30	6.43	6.55	6.66	6.76	6.85	6.94	7.02	7.10	7.17
8	3.26	4.04	4.53	4.89	5.17	5.40	5.60	5.77	5.92	6.05	6.18	6.29	6.39	6.48	6.57	6.65	6.73	6.80	6.87
9	3.20	3.95	4.41	4.76	5.02	5.24	5.43	5.59	5.74	5.87	5.98	6.09	6.19	6.28	6.36	6.44	6.51	6.58	6.64
10	3.15	3.88	4.33	4.65	4.91	5.12	5.30	5.46	5.60	5.72	5.83	5.93	6.03	6.11	6.19	6.27	6.34	6.40	6.47
11	3.11	3.82	4.26	4.57	4.82	5.03	5.20	5.35	5.49	5.61	5.71	5.81	5.90	5.98	6.06	6.13	6.20	6.27	6.33
12	3.08	3.77	4.20	4.51	4.75	4.95	5.12	5.27	5.39	5.51	5.61	5.71	5.80	5.88	5.95	6.02	6.09	6.15	6.21
13	3.06	3.73	4.15	4.45	4.69	4.88	5.05	5.19	5.32	5.43	5.53	5.63	5.71	5.79	5.86	5.93	5.99	6.05	6.11
14	3.03	3.70	4.11	4.41	4.64	4.83	4.99	5.13	5.25	5.36	5.46	5.55	5.64	5.71	5.79	5.85	5.91	5.97	6.03
15	3.01	3.67	4.08	4.37	4.59	4.78	4.94	5.08	5.20	5.31	5.40	5.49	5.57	5.65	5.72	5.78	5.83	5.89	5.96
16	3.00	3.65	4.05	4.33	4.56	4.74	4.90	5.03	5.15	5.26	5.35	5.44	5.52	5.59	5.66	5.73	5.79	5.84	5.90
17	2.98	3.63	4.02	4.29	4.52	4.70	4.86	4.99	5.11	5.21	5.31	5.39	5.47	5.54	5.61	5.67	5.73	5.79	5.84
18	2.97	3.61	4.00	4.28	4.50	4.68	4.84	4.97	5.09	5.19	5.28	5.37	5.45	5.52	5.59	5.65	5.70	5.76	5.82
19	2.96	3.59	3.98	4.25	4.47	4.65	4.79	4.92	5.04	5.14	5.23	5.31	5.39	5.46	5.53	5.60	5.65	5.70	5.75
20	2.95	3.58	3.96	4.23	4.45	4.62	4.77	4.90	5.01	5.11	5.20	5.28	5.36	5.43	5.49	5.55	5.61	5.66	5.71
24	2.92	3.53	3.90	4.17	4.37	4.54	4.69	4.82	4.93	5.03	5.12	5.20	5.28	5.35	5.41	5.47	5.52	5.57	5.62
30	2.89	3.49	3.85	4.10	4.30	4.46	4.60	4.72	4.82	4.92	5.00	5.08	5.15	5.22	5.27	5.33	5.38	5.43	5.47
40	2.86	3.44	3.79	4.04	4.23	4.39	4.52	4.63	4.73	4.82	4.90	4.98	5.04	5.11	5.16	5.22	5.27	5.31	5.36
60	2.83	3.40	3.74	3.98	4.16	4.31	4.44	4.55	4.65	4.74	4.81	4.88	4.94	4.99	5.04	5.09	5.14	5.19	5.24
120	2.80	3.36	3.68	3.92	4.10	4.24	4.36	4.47	4.56	4.64	4.71	4.78	4.84	4.89	4.94	4.99	5.04	5.09	5.14
∞	2.77	3.31	3.63	3.86	4.03	4.17	4.29	4.39	4.47	4.55	4.62	4.68	4.74	4.80	4.85	4.89	4.93	4.97	5.01

$$1 - \alpha = .99$$

r	T																			
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	90.0	135	164	186	202	216	227	237	246	253	260	266	272	277	282	286	290	294	298	
2	14.0	19.0	22.3	24.7	26.6	28.2	29.5	30.7	31.7	32.6	33.4	34.1	34.8	35.4	36.0	36.5	37.0	37.5	37.9	
3	8.26	10.6	12.2	13.3	14.2	15.0	15.6	16.2	16.7	17.1	17.5	17.9	18.2	18.5	18.8	19.1	19.3	19.5	19.8	
4	6.51	8.12	9.17	9.96	10.6	11.1	11.5	11.9	12.3	12.6	12.8	13.1	13.3	13.5	13.7	13.9	14.1	14.2	14.4	
5	5.70	6.97	7.80	8.42	8.91	9.32	9.67	9.97	10.2	10.5	10.7	10.9	11.1	11.2	11.4	11.6	11.7	11.8	11.9	
6	5.24	6.33	7.03	7.56	7.97	8.32	8.61	8.87	9.10	9.30	9.49	9.65	9.81	9.95	10.14	10.32	10.48	10.63	10.75	
7	4.95	5.92	6.54	7.01	7.37	7.68	7.94	8.18	8.37	8.55	8.71	8.86	9.00	9.12	9.24	9.35	9.46	9.55	9.64	
8	4.72	5.63	6.20	6.65	6.96	7.24	7.47	7.68	7.87	8.03	8.18	8.31	8.44	8.55	8.66	8.76	8.85	8.94	9.03	
9	4.56	5.43	5.96	6.35	6.66	6.91	7.13	7.32	7.49	7.65	7.78	7.91	8.03	8.13	8.23	8.32	8.41	8.49	8.57	
10	4.46	5.27	5.77	6.14	6.43	6.67	6.87	7.05	7.21	7.36	7.48	7.60	7.71	7.81	7.91	7.99	8.07	8.15	8.22	
11	4.38	5.14	5.62	5.97	6.23	6.48	6.67	6.84	6.99	7.13	7.25	7.36	7.46	7.56	7.65	7.73	7.81	7.88	7.95	
12	4.32	5.04	5.50	5.84	6.10	6.32	6.51	6.67	6.81	6.94	7.06	7.17	7.26	7.36	7.44	7.52	7.59	7.66	7.73	
13	4.26	4.96	5.40	5.73	5.98	6.19	6.37	6.53	6.67	6.79	6.90	7.01	7.10	7.19	7.27	7.34	7.42	7.48	7.55	
14	4.21	4.89	5.32	5.63	5.88	6.08	6.26	6.41	6.54	6.66	6.77	6.87	6.96	7.05	7.12	7.20	7.27	7.33	7.39	
15	4.17	4.83	5.25	5.56	5.80	5.99	6.16	6.31	6.44	6.55	6.66	6.76	6.84	6.93	7.00	7.07	7.14	7.20	7.26	
16	4.13	4.78	5.19	5.49	5.72	5.92	6.08	6.22	6.35	6.46	6.56	6.66	6.74	6.82	6.90	6.97	7.03	7.09	7.15	
17	4.10	4.74	5.14	5.43	5.66	5.85	6.01	6.15	6.27	6.38	6.48	6.57	6.66	6.73	6.80	6.87	6.94	7.00	7.05	
18	4.07	4.70	5.09	5.38	5.60	5.79	5.94	6.08	6.20	6.31	6.41	6.50	6.58	6.65	6.72	6.79	6.85	6.91	6.96	
19	4.05	4.67	5.05	5.33	5.55	5.73	5.89	6.02	6.14	6.25	6.34	6.43	6.51	6.58	6.65	6.72	6.78	6.84	6.89	
20	4.02	4.64	5.02	5.29	5.51	5.69	5.84	5.97	6.09	6.19	6.29	6.37	6.45	6.52	6.59	6.65	6.71	6.76	6.82	
24	3.96	4.54	4.91	5.17	5.37	5.54	5.69	5.81	5.92	6.02	6.11	6.19	6.26	6.33	6.39	6.45	6.51	6.56	6.61	
30	3.89	4.45	4.80	5.05	5.24	5.40	5.54	5.65	5.74	5.83	5.91	6.00	6.08	6.16	6.20	6.26	6.31	6.36	6.41	
40	3.82	4.37	4.70	4.93	5.11	5.27	5.39	5.50	5.60	5.69	5.77	5.84	5.90	5.96	6.02	6.07	6.12	6.17	6.21	
60	3.76	4.28	4.60	4.82	4.99	5.13	5.25	5.36	5.45	5.53	5.60	5.67	5.73	5.79	5.84	5.89	5.93	5.98	6.02	
120	3.70	4.20	4.50	4.71	4.87	5.01	5.12	5.21	5.30	5.38	5.44	5.51	5.56	5.61	5.66	5.71	5.75	5.79	5.83	
∞	3.64	4.12	4.40	4.60	4.76	4.88	4.99	5.08	5.16	5.23	5.29	5.35	5.40	5.45	5.49	5.54	5.57	5.61	5.65	

تتمة جدول (١) = ١٠) جدول تقائبه حجم العائنة في تجربة تحليل تباين (فؤذج تألرات مائفة لسعراء عامل)

r	١ - β = 90									
	Ave = 1.0		Ave = 1.25		Ave = 1.50		Ave = 1.75		Ave = 2.0	
	α		α		α		α		α	
2	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
3	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
4	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
5	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
6	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
7	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
8	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
9	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
10	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
11	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
12	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
13	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
14	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
15	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
16	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
17	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
18	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
19	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
20	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
21	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
22	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
23	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
24	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
25	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
26	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
27	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
28	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
29	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
30	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
31	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
32	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
33	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
34	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
35	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
36	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
37	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
38	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
39	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
40	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
41	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
42	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
43	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
44	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
45	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
46	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
47	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
48	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
49	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
50	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
51	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
52	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
53	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
54	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
55	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
56	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
57	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
58	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
59	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
60	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
61	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
62	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
63	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
64	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
65	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
66	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
67	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
68	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
69	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
70	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
71	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
72	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
73	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
74	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
75	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
76	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
77	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
78	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
79	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
80	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
81	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
82	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
83	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
84	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
85	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
86	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
87	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
88	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
89	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
90	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
91	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
92	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
93	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
94	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
95	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
96	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
97	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
98	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
99	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05
100	1	.05	.01	2	1	.05	.01	2	1	.05

١ - β = 95

المصدر: "Tables of Sample Sizes in the Analysis of Variance," Reprinted, with permission, from T.L. Bratcher, M.A. Moran, and W.J. Zimmer, *Journal of Quality Technology* 2 (1970), pp. 156-64. Copyright American Society for Quality Control, Inc.

جدول (١ - ١١) جدول $\lambda \sqrt{n} / \sigma$ لتحديد حجم العينة من أجل إيجاد "أفضل" متوسط بين متوسطات r من المجموعات.

عدد المجموعات	احتمال التحديد الصحيح $(1 - \alpha)$ ، عدد المجموعات r		
	.90	.95	.99
2	1.8124	2.3262	3.2900
3	2.2302	2.7101	3.6173
4	2.4516	2.9162	3.7970
5	2.5997	3.0552	3.9196
6	2.7100	3.1591	4.0121
7	2.7972	3.2417	4.0861
8	2.8691	3.3099	4.1475
9	2.9301	3.3679	4.1999
10	2.9829	3.4182	4.2456

المصدر: Reprinted, with permission, from R.E. Bechhofer, "A Single-Sample Multiple Decision Procedure for Ranking Means of Normal Populations with Known Variances," *The Annals of Mathematical Statistics* 25 (1954), pp. 16-39.

جدول (١ - ١٢) مئينات توزيع الاحصاءة H

العدد في صلب الجدول هو $H(1 - \alpha; r, df)$ حيث $: 1 - \alpha = P\{H \leq H(1 - \alpha; r, df)\}$

$$1 - \alpha = .95$$

	<i>r</i>											
<i>df</i>	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
2	39.0	87.5	142	202	266	333	403	475	550	626	704	
3	15.4	27.8	39.2	50.7	62.0	72.9	83.5	93.9	104	114	124	
4	9.60	15.5	20.6	25.2	29.5	33.6	37.5	41.1	44.6	48.0	51.4	
5	7.15	10.8	13.7	16.3	18.7	20.8	22.9	24.7	26.5	28.2	29.9	
6	5.82	8.38	10.4	12.1	13.7	15.0	16.3	17.5	18.6	19.7	20.7	
7	4.99	6.94	8.44	9.70	10.8	11.8	12.7	13.5	14.3	15.1	15.8	
8	4.43	6.00	7.18	8.12	9.03	9.78	10.5	11.1	11.7	12.2	12.7	
9	4.03	5.34	6.31	7.11	7.80	8.41	8.95	9.45	9.91	10.3	10.7	
10	3.72	4.85	5.67	6.34	6.92	7.42	7.87	8.28	8.66	9.01	9.34	
12	3.28	4.16	4.79	5.30	5.72	6.09	6.42	6.72	7.00	7.25	7.48	
15	2.86	3.54	4.01	4.37	4.68	4.95	5.19	5.40	5.59	5.77	5.93	
20	2.46	2.95	3.29	3.54	3.76	3.94	4.10	4.24	4.37	4.49	4.59	
30	2.07	2.40	2.61	2.78	2.91	3.02	3.12	3.21	3.29	3.36	3.39	
60	1.67	1.85	1.96	2.04	2.11	2.17	2.22	2.26	2.30	2.33	2.36	
∞	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	

$$1 - \alpha = .99$$

	<i>r</i>											
<i>df</i>	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
2	199	448	729	1,036	1,362	1,705	2,063	2,432	2,813	3,204	3,605	
3	47.5	85	120	151	184	216	249	281	310	337	361	
4	23.2	37	49	59	69	79	89	97	106	113	120	
5	14.9	22	28	33	38	42	46	50	54	57	60	
6	11.1	15.5	19.1	22	25	27	30	32	34	36	37	
7	8.89	12.1	14.5	16.5	18.4	20	22	23	24	26	27	
8	7.50	9.9	11.7	13.2	14.5	15.8	16.9	17.9	18.9	19.8	21	
9	6.54	8.5	9.9	11.1	12.1	13.1	13.9	14.7	15.3	16.0	16.6	
10	5.85	7.4	8.6	9.6	10.4	11.1	11.8	12.4	12.9	13.4	13.9	
12	4.91	6.1	6.9	7.6	8.2	8.7	9.1	9.5	9.9	10.2	10.6	
15	4.07	4.9	5.5	6.0	6.4	6.7	7.1	7.3	7.5	7.8	8.0	
20	3.32	3.8	4.3	4.6	4.9	5.1	5.3	5.5	5.6	5.8	5.9	
30	2.63	3.0	3.3	3.4	3.6	3.7	3.8	3.9	4.0	4.1	4.2	
60	1.96	2.2	2.3	2.4	2.4	2.5	2.5	2.6	2.6	2.7	2.7	
∞	1.00	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	

المصدر: Reprinted, with permission, from H.A. David, "Upper 5 and 1% Points of the Maximum F-Ratio", *Biometrika* 39 (1952), pp. 422-24.

الملاحق ب

مجموعات من البيانات

مجموعة بيانات (ب - ١) SENIC

الهدف الرئيس من دراسة فعالية التحكم بانتان مستشفى (مشروع SENIC) ه تحديد ما إذا كانت برامج مسح وضبط الانتانات قد خفضت من معدلات الانتانات المكتسبة من مستشفى في مستشفيات الولايات المتحدة. وتتألف مجموعة البيانات هذ من عينة عشوائية من 113 مستشفى اختيرت من بين الـ 338 مستشفى التي تناوط المسح.

ويتضمن كل سطر من مجموعة البيانات رقم تسلسل وأحد عشر متغيراً لمستشفة بفرده. والبيانات المقدمة هنا خاصة بفترة الدراسة ١٩٧٦/٧٥ م، والمتغيرات الـ ١٢ هي:

رقم المتغير	اسم المتغير	وصف المتغير
١	رقم تسلسل	1 - 113
٢	طول فترة الإقامة	متوسط فترة الإقامة لجميع المرضى في مستشفى (بالأيام)
٣	العمر	متوسط عمر المرضى (بالسنوات)
٤	مخاطرة الإصابة	تقدير لاحتمال اكتساب انتان في المستشفى في المتوسط (كنسبة مئوية)
٥	نسبة الزرع الروتيني	نسبة عدد حالات الزرع إلى عدد المرضى بدون إشارات أو أعراض انتان مكتسب من المستشفى، مضروبة بمائة.
٦	نسبة تصوير الصدر	نسبة عدد الصور التي تمت بأشعة X إلى عدد المرضى بدون إشارات أو أعراض ذات الرئة الروتيني بأشعة X مضروبة بمائة.

رقم المتغير	اسم المتغير	وصف المتغير
٧	عدد الأسرة	متوسط عدد الأسرة في المستشفى خلال فترة الدراسة
٨	الانتماء إلى مدرسة طبية	نعم = ١ لا = ٢
٩	المنطقة	منطقة جغرافية حيث: $4 = W$ و $3 = S$ ، $2 = NC$ ، $1 = NE$
١٠	متوسط التعداد اليومي	متوسط عدد المرضى اليومي في مستشفى خلال فترة الدراسة
١١	عدد الأمراض	العدد المتوسط للمرضات التطبيقات المجازات والمسجلات المتفرغات، خلال فترة الدراسة (عدد المتفرغات + نصف عدد المتفرغات جزئياً)
١٢	التسهيلات والخدمات اليومية	النسبة المئوية لـ ٣٥ من التسهيلات والخدمات الممكنة التي يوفرها المستشفى

المصدر: Special Issue, "The SENIC Project". *American Journal of Epidemiology* 111 (1980), pp. 465-653.

Data obtained from: Robert W. Haley, M.D., Hospital Infections Program, Center for Infectious Diseases, Centers for Disease Control, Atlanta, Georgia 30333.

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	7.13	55.7	4.1	9.0	39.6	279	2	4	207	241	60.0
2	8.82	58.2	1.6	3.8	51.7	80	2	2	51	52	40.0
3	8.34	56.9	2.7	8.1	74.0	107	2	3	82	54	20.0
4	8.95	53.7	5.6	18.9	122.8	147	2	4	53	148	40.0
5	11.20	56.5	5.7	34.5	88.9	180	2	1	134	151	40.0
6	9.76	50.9	5.1	21.9	97.0	150	2	2	147	106	40.0
7	9.68	57.8	4.6	16.7	79.0	186	2	3	151	129	40.0
8	11.18	45.7	5.4	60.5	85.8	640	1	2	399	360	60.0
9	8.67	48.2	4.3	24.4	90.8	182	2	3	130	118	40.0
10	8.84	56.3	6.3	29.6	82.6	85	2	1	59	66	40.0
11	11.07	53.2	4.9	28.5	122.0	768	1	1	591	656	80.0
12	8.30	57.2	4.3	6.8	83.8	167	2	3	105	59	40.0
13	12.78	56.8	7.7	46.0	116.9	322	1	1	252	349	57.1
14	7.58	56.7	3.7	20.8	88.0	97	2	2	59	79	37.1
15	9.00	56.3	4.2	14.6	76.4	72	2	3	61	38	17.1
16	11.08	50.2	5.5	18.6	63.6	387	2	3	326	405	57.1
17	8.28	48.1	4.5	26.0	101.8	108	2	4	84	73	37.1
18	11.62	53.9	6.4	25.5	99.2	133	2	1	113	101	37.1
19	9.06	52.8	4.2	6.9	75.9	134	2	2	103	125	37.1
20	9.35	53.8	4.1	15.9	80.9	833	2	3	547	519	77.1
21	7.53	42.0	4.2	23.1	98.9	95	2	4	47	49	17.1
22	10.24	49.0	4.8	36.3	112.6	195	2	2	163	170	37.1
23	9.78	52.3	5.0	17.6	95.9	270	1	1	240	198	57.1
24	9.84	62.2	4.8	12.0	82.3	600	2	3	468	497	57.1
25	9.20	52.2	4.0	17.5	71.1	298	1	4	244	236	57.1
26	8.28	49.5	3.9	12.0	113.1	546	1	2	413	436	57.1
27	9.31	47.2	4.5	30.2	101.3	170	2	1	124	173	37.1
28	8.19	52.1	3.2	10.8	59.2	176	2	1	156	88	37.1
29	11.65	54.5	4.4	18.6	96.1	248	2	1	217	189	37.1
30	9.89	50.5	4.9	17.7	103.6	167	2	2	113	106	37.1
31	11.03	49.9	5.0	19.7	102.1	318	2	1	270	335	57.1
32	9.84	53.0	5.2	17.7	72.6	210	2	2	200	239	54.3
33	11.77	54.1	5.3	17.3	56.0	196	2	1	164	165	34.3
34	13.59	54.0	6.1	24.2	111.7	312	2	1	258	169	54.3
35	9.74	54.4	6.3	11.4	76.1	221	2	2	170	172	54.3
36	10.33	55.8	5.0	21.2	104.3	266	2	1	181	149	54.3
37	9.97	58.2	2.8	16.5	76.5	90	2	2	69	42	34.3
38	7.84	49.1	4.6	7.1	87.9	60	2	3	50	45	34.3
39	10.47	53.2	4.1	5.7	69.1	196	2	2	168	153	54.3
40	8.16	60.9	1.3	1.9	58.0	73	2	3	49	21	14.3
41	8.48	51.1	3.7	12.1	92.8	166	2	3	145	118	34.3
42	10.72	53.8	4.7	23.2	94.1	113	2	3	90	107	34.3
43	11.20	45.0	3.0	7.0	78.9	130	2	3	95	56	34.3
44	10.12	51.7	5.6	14.9	79.1	362	1	3	313	264	54.3
45	8.37	50.7	5.5	15.1	84.8	115	2	2	96	88	34.3
46	10.16	54.2	4.6	8.4	51.5	831	1	4	581	629	74.3
47	19.56	59.9	6.5	17.2	113.7	306	2	1	273	172	51.4
48	10.90	57.2	5.5	10.6	71.9	593	2	2	446	211	51.4
49	7.67	51.7	1.8	2.5	40.4	106	2	3	93	35	11.4
50	8.88	51.5	4.2	10.1	86.9	305	2	3	238	197	51.4
51	11.48	57.6	5.6	20.3	82.0	252	2	1	207	251	51.4
52	9.23	51.6	4.3	11.6	42.6	620	2	2	413	420	71.4
53	11.41	61.1	7.6	16.6	97.9	535	2	3	330	273	51.4
54	12.07	43.7	7.8	52.4	105.3	157	2	2	115	76	31.4
55	8.63	54.0	3.1	8.4	56.2	76	2	1	39	44	31.4
56	11.15	56.5	3.9	7.7	73.9	281	2	1	217	199	51.4

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
57	7.14	59.0	3.7	2.6	75.8	70	2	4	37	35	31.4
58	7.65	47.1	4.3	16.4	65.7	318	2	4	265	314	51.4
59	10.73	50.6	3.9	19.3	101.0	445	1	2	374	345	51.4
60	11.46	56.9	4.5	15.6	97.7	191	2	3	153	132	31.4
61	10.42	58.0	3.4	8.0	59.0	119	2	1	67	64	31.4
62	11.18	51.0	5.7	18.8	55.9	595	1	2	546	392	68.6
63	7.93	64.1	5.4	7.5	98.1	68	2	4	42	49	28.6
64	9.66	52.1	4.4	9.9	98.3	83	2	2	66	95	28.6
65	7.78	45.5	5.0	20.9	71.6	489	2	3	391	329	48.6
66	9.42	50.6	4.3	24.8	62.8	508	2	1	421	528	48.6
67	10.02	49.5	4.4	8.3	93.0	265	2	2	191	202	48.6
68	8.58	55.0	3.7	7.4	95.9	304	2	3	248	218	48.6
69	9.61	52.4	4.5	6.9	87.2	487	2	3	404	220	48.6
70	8.03	54.2	3.5	24.3	87.3	97	2	1	65	55	28.6
71	7.39	51.0	4.2	14.6	88.4	72	2	2	38	67	28.6
72	7.08	52.0	2.0	12.3	56.4	87	2	3	52	57	28.6
73	9.53	51.5	5.2	15.0	65.7	298	2	3	241	193	48.6
74	10.05	52.0	4.5	36.7	87.5	184	1	1	144	151	68.6
75	8.45	38.8	3.4	12.9	85.0	235	2	2	143	124	48.6
76	6.70	48.6	4.5	13.0	80.8	76	2	4	51	79	28.6
77	8.90	49.7	2.9	12.7	86.9	52	2	1	37	35	28.6
78	10.23	53.2	4.9	9.9	77.9	752	1	2	595	446	68.6
79	8.88	55.8	4.4	14.1	76.8	237	2	2	165	182	48.6
80	10.30	59.6	5.1	27.8	88.9	175	2	2	113	73	45.7
81	10.79	44.2	2.9	2.6	56.6	461	1	2	320	196	65.7
82	7.94	49.5	3.5	6.2	92.3	195	2	2	139	116	45.7
83	7.63	52.1	5.5	11.6	61.1	197	2	4	109	110	45.7
84	8.77	54.5	4.7	5.2	47.0	143	2	4	85	87	25.7
85	8.09	56.9	1.7	7.6	56.9	92	2	3	61	61	45.7
86	9.05	51.2	4.1	20.5	79.8	195	2	3	127	112	45.7
87	7.91	52.8	2.9	11.9	79.5	477	2	3	349	188	65.7
88	10.39	54.6	4.3	14.0	88.3	353	2	2	223	200	65.7
89	9.36	54.1	4.8	18.3	90.6	165	2	1	127	158	45.7
90	11.41	50.4	5.8	23.8	73.0	424	1	3	359	335	45.7
91	8.86	51.3	2.9	9.5	87.5	100	2	3	65	53	25.7
92	8.93	56.0	2.0	6.2	72.5	95	2	3	59	56	25.7
93	8.92	53.9	1.3	2.2	79.5	56	2	2	40	14	5.7
94	8.15	54.9	5.3	12.3	79.8	99	2	4	55	71	25.7
95	9.77	50.2	5.3	15.7	89.7	154	2	2	123	148	25.7
96	8.54	56.1	2.5	27.0	82.5	98	2	1	57	75	45.7
97	8.66	52.8	3.8	6.8	69.5	246	2	3	178	177	45.7
98	12.01	52.8	4.8	10.8	96.9	298	2	1	237	115	45.7
99	7.95	51.8	2.3	4.6	54.9	163	2	3	128	93	42.9
100	10.15	51.9	6.2	16.4	59.2	568	1	3	452	371	62.9
101	9.76	53.2	2.6	6.9	80.1	64	2	4	47	55	22.9
102	9.89	45.2	4.3	11.8	108.7	190	2	1	141	112	42.9
103	7.14	57.6	2.7	13.1	92.6	92	2	4	40	50	22.9
104	13.95	65.9	6.6	15.6	133.5	356	2	1	308	182	62.9
105	9.44	52.5	4.5	10.9	58.5	297	2	3	230	263	42.9
106	10.80	63.9	2.9	1.6	57.4	130	2	3	69	62	22.9
107	7.14	51.7	1.4	4.1	45.7	115	2	3	90	10	22.9
108	8.02	55.0	2.1	3.8	46.5	91	2	2	44	32	22.9
109	11.80	53.8	5.7	9.1	116.9	571	1	2	441	469	62.9
110	9.50	49.3	5.8	42.0	70.9	98	2	3	68	46	22.9
111	7.70	56.9	4.4	12.2	67.9	129	2	4	85	136	62.9
112	17.94	56.2	5.9	26.4	91.8	835	1	1	791	407	62.9
113	9.41	59.5	3.1	20.6	91.7	29	2	3	20	22	22.9

مجموعة بيانات (ب-٢) SMSA

تقدم مجموعة البيانات هذه معلومات حول 141 مساحة حضرية إحصائية قياسية ضخمة في الولايات المتحدة (SMSA). وتشمل المساحة الإحصائية الحضرية القياسية مدينة (أو مدن) بحجم سكاني محدد وتشكل من مدينة مركزية والمقاطعة (أو المقاطعات) التي تقع فيها المدينة، بالإضافة إلى مقاطعات مجاورة عندما تحقق العلاقات الاجتماعية والاقتصادية بين المقاطعات المركزية والمقاطعات المجاورة معايير محددة من التكامل والمميزات الحضرية. ويمكن أن تتضمن SMSA عددا من المدن يصل إلى ثلاثة مدن، كما يمكن أن تعتبر حدود ولاية.

ويتضمن كل سطر من مجموعة البيانات رقم تسلسلي كما يقدم معلومات حول ١١ من المتغيرات الأخرى الخاصة بمساحة بمفردها (SMSA). وتعلق المعلومات بصورة عامة بالعامين ١٩٧٦ و ١٩٧٧ والمتغيرات الـ ١٢ هي:

رقم المتغير	اسم المتغير	وصف المتغير
١	رقم تسلسل	1 - 141
٢	مساحة الأرض	بالأميال المربعة
٣	عدد السكان	كما هو مقدّر عام ١٩٧٧ م (بالآلاف)
٤	النسبة المئوية من	النسبة المئوية من سكان الـ SMSA عام
٥	النسبة المئوية لسكان	السكان في مدن مركزية ١٩٧٦ م في مدينة أو مدن مركزية.
٦	عدد الأطباء العاملين	النسبة المئوية من سكان الـ SMSA عام ١٩٧٦ ممن أعمارهم ٦٥ سنة فأكثر
٧	عدد الأسرة في مستشفى	عدد الأطباء غير الاتحاديين الناشطين مهنيا حتى ٣١ ديسمبر ١٩٧٧ م.
		عدد الكليّة للأسيّرة، وأسيّرة الأطفال وأسيّرة الأطفال الشبيهة بالسلة خلال عام ١٩٧٧ م.

رقم المتغير	اسم المتغير	وصف المتغير
٨	النسبة المئوية للمتخرجين من المرحلة الثانوية	النسبة المئوية من السكان البالغين (أشخاص أعمارهم ٢٥ سنة فأكثر) الذين أتموا ١٢ سنة تعليم أو أكثر وفقا لتعداد عام ١٩٧٠ السكاني
٩	القوة العاملة المدنية	العدد الكلي للأشخاص في القوة العاملة المدنية (أشخاص أعمارهم ١٦ سنة فأكثر مصنّفون كعاملين أو كمعاطلين عن العمل) في ١٩٧٧ م (بالآلاف)
١٠	الدخل الشخصي الإجمالي	الدخل الراهن الإجمالي الذي يتلقاه المقيمون في الـ SMSA من جميع المصادر عام ١٩٧٦ م قبل اقتطاع ضريبة الدخل والضرائب الشخصية للضمان الاجتماعي وبرامج التأمين الاجتماعي الأخرى (ملايين الدولارات)
١١	عدد الجرائم الخطرة	العدد الكلي للجرائم الخطرة في ١٩٧٧، بما في ذلك جرائم القتل، الاغتصاب، السرقة، الاعتداء، السطو على المنازل، اللصوصية وسرقة السيارات، كما أفادت عنها وكالات الأمن.
١٢	منطقة جغرافية	تصنيف المنطقة الجغرافية هو التصنيف المستخدم في مكتب التعداد في الولايات المتحدة، حيث:
$4 = W$ و $3 = S$ ، $2 = NC$ ، $1 = NE$		

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1384	9387	78.1	12.3	25627	69678	50.1	4083.9	72100	709234	1
2	4069	7031	44.0	10.0	15389	39699	62.0	3553.6	52737	499813	4
3	3719	7017	43.9	9.4	13326	43292	53.9	3305.9	54542	393162	2
4	3553	4794	37.4	10.7	9724	33731	50.6	2066.3	33216	198102	1
5	3916	4370	29.9	8.8	6402	24167	52.2	1966.7	32906	294466	2
6	2480	3182	31.5	10.5	8502	16751	66.1	1514.5	26373	253162	4
7	2815	3033	23.1	6.7	7340	16941	68.3	1541.9	25663	177355	3
8	1218	2688	0.0	8.8	5255	22137	62.9	1213.3	21524	127567	1
9	8360	2673	46.3	8.2	4047	14347	53.6	1321.2	18350	193125	3
10	6794	2512	60.1	6.3	4562	14333	51.7	1272.7	18221	162976	3
11	4935	2380	21.8	11.0	4071	17752	47.8	1061.2	16120	137479	2
12	3049	2294	19.5	12.1	4005	21149	53.4	967.5	15826	69989	1
13	2259	2147	38.6	9.3	5141	16485	44.6	966.8	14246	138214	3
14	4647	2037	31.5	9.2	3916	12815	65.1	1032.2	14542	112642	2
15	1008	1949	16.6	10.2	4006	16704	55.9	935.5	15953	106446	1
16	1519	1950	31.8	10.5	4094	12545	54.6	906.0	14684	102816	2
17	4326	1832	23.6	7.3	3064	9976	50.4	867.2	12107	106482	3
18	782	1801	28.4	7.8	3119	8656	70.5	915.2	12591	113821	4
19	4261	1683	48.6	9.7	3396	7552	65.3	844.3	10392	112359	4
20	4651	1464	38.8	7.7	3380	6517	67.4	729.2	10375	116801	4
21	2042	1441	24.5	16.5	4071	10039	51.9	681.7	10166	116304	3
22	4226	1427	38.1	9.8	3285	5392	67.8	699.8	10918	91399	4
23	1456	1427	46.7	10.4	2484	8555	56.8	710.4	10104	63695	2
24	2045	1380	37.2	21.4	1949	8863	50.7	543.2	7989	89257	3
25	2149	1375	29.8	10.6	2530	8354	48.4	617.6	9037	68319	2
26	1590	1313	30.1	10.9	2296	9988	50.4	565.7	8411	67965	1
27	27293	1306	25.3	12.3	2018	6323	57.4	510.6	7399	99293	4
28	3341	1293	35.8	10.1	2289	7593	59.9	656.3	9106	81510	2
29	9155	1254	53.8	11.1	2280	6450	60.1	575.2	7766	107370	4
30	1300	1217	47.6	6.8	2794	4989	69.0	610.8	9215	76570	4
31	3072	1144	68.0	9.3	2181	7497	56.0	549.6	7736	61381	2
32	1967	1135	51.1	6.8	2520	8467	45.8	460.5	7038	69285	3
33	3650	1121	34.6	11.1	2358	6224	62.9	539.1	7792	77316	4
34	2460	1087	49.6	8.4	1874	7706	59.9	510.7	6658	62603	2
35	2527	1025	78.7	8.4	1760	7664	46.5	391.1	5582	62694	3
36	2966	970	26.9	10.3	2053	6604	56.3	450.4	6966	54854	1
37	3434	929	28.9	8.3	1844	3215	65.1	422.6	5909	72410	4
38	1392	883	37.2	9.8	1579	6087	46.5	396.8	5705	45642	3
39	2298	886	76.2	9.0	1644	7673	48.2	394.6	5185	52094	3
40	1219	864	31.7	20.6	1396	6158	55.4	352.8	5879	68109	3
41	1708	833	24.0	8.8	1062	5315	56.2	367.5	5489	52606	2
42	8565	822	29.7	7.3	1604	3485	67.6	349.3	4655	49111	4
43	3358	805	35.1	11.3	1649	5512	44.9	339.1	4941	42786	3
44	2624	794	30.4	12.2	1532	4750	55.2	356.5	5094	30771	1
45	2187	777	47.0	10.2	1098	4342	51.9	355.4	5142	46213	2
46	3214	774	47.7	9.4	1285	3459	40.3	401.7	4924	34941	3
47	3491	769	48.5	9.7	1496	5620	59.6	362.3	4798	44513	3
48	4080	773	59.6	9.9	1597	7496	47.3	380.9	4600	33936	3
49	596	723	100.0	6.0	1260	2819	66.0	319.9	5181	40984	4
50	3199	694	85.7	8.7	983	4749	50.8	292.4	4127	43010	3
51	903	661	37.3	9.6	948	4064	55.6	293.3	4102	34725	2
52	2419	647	27.8	9.9	1250	2870	57.8	286.8	3860	30829	1
53	938	644	48.1	7.4	614	3016	50.0	280.9	4177	35106	2
54	1951	629	28.4	14.5	696	4843	47.9	271.5	3667	14868	1
55	1490	624	33.1	11.9	827	3818	47.4	300.2	4144	19090	1
56	5677	610	55.8	10.5	760	3883	56.2	292.0	4035	32146	3
57	1325	587	55.7	8.7	751	3234	44.9	318.5	3777	30084	3
58	2528	593	19.2	10.2	798	3135	55.4	274.1	3489	44442	3
59	312	594	19.5	7.5	769	2463	55.0	298.7	4352	29100	1
60	1537	581	63.8	8.7	1234	5160	62.7	272.6	3725	32271	2
61	1420	576	32.6	9.5	833	2950	54.0	280.8	3553	26645	2
62	47	564	41.9	11.9	745	3352	36.3	258.9	3915	29157	1
63	1020	541	35.1	10.0	639	3144	52.1	234.1	3437	22111	2
64	2115	526	19.9	9.1	676	2296	38.8	253.3	2962	30864	3
65	1182	514	32.4	7.4	518	2515	52.4	216.8	3627	35201	2
66	1165	516	14.5	8.6	746	4277	54.4	237.1	3724	31358	3
67	476	492	8.9	10.9	787	2778	60.1	218.4	3603	24787	1
68	1553	487	50.0	8.0	2207	4931	52.0	237.2	2991	24269	3
69	2023	477	22.1	21.8	752	2317	55.7	194.2	3283	36418	3
70	2766	474	67.9	7.7	679	3873	56.3	224.0	2598	29967	3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
71	5966	472	39.5	9.6	737	1907	52.7	246.6	3007	38205	4
72	1863	468	50.4	7.7	674	2989	63.8	194.8	2747	25159	4
73	192	462	60.5	10.8	617	1789	44.1	212.6	3158	27161	1
74	9240	455	67.0	10.3	1123	2347	63.1	183.6	2598	41849	4
75	2277	455	39.5	7.5	512	1788	61.9	221.1	1853	20053	2
76	1630	449	41.9	10.7	724	4395	50.0	198.0	2445	17596	3
77	1617	435	71.0	6.9	518	2031	54.1	197.9	2617	31539	3
78	1057	435	90.7	6.1	479	2551	51.1	163.4	2012	25650	3
79	1624	429	13.4	11.0	632	2938	55.4	207.8	2885	16985	1
80	1616	423	36.6	9.2	305	3297	60.7	156.3	2689	24266	4
81	2818	425	48.5	9.3	540	2694	42.3	172.8	2162	22374	3
82	2866	408	24.9	10.7	427	2864	39.1	169.1	1987	10425	3
83	4883	402	72.4	7.3	873	2236	64.9	185.2	2353	28171	4
84	966	401	24.9	10.6	427	3192	52.2	174.7	2446	15981	2
85	2109	403	41.2	10.3	520	2539	45.2	183.1	2308	16240	3
86	2449	395	68.4	9.6	681	2864	63.2	207.4	2651	23149	2
87	2618	385	31.7	6.1	836	2159	48.0	145.6	1992	25046	3
88	1465	374	30.3	6.8	598	6456	50.6	164.7	2201	26428	3
89	1704	375	52.1	10.5	379	2491	55.6	173.2	2662	18599	2
90	1750	370	49.3	9.7	446	3472	58.2	176.5	2439	16529	2
91	1489	369	58.8	9.5	911	5720	56.5	175.1	2264	26032	3
92	8152	363	22.3	9.1	405	1254	51.7	165.6	2257	28351	4
93	2207	364	57.3	9.7	356	2167	45.5	165.9	2331	19138	3
94	7874	360	44.4	6.9	398	1365	65.2	174.2	2410	33687	4
95	655	364	75.2	6.6	425	3879	51.6	163.0	2088	15623	3
96	1803	362	35.3	10.4	483	2137	53.7	168.9	2666	16405	2
97	2363	356	53.1	10.6	565	2717	49.3	146.4	1996	19212	3
98	1435	352	13.4	11.7	342	1076	44.7	156.8	2165	11273	1
99	946	348	16.4	11.1	366	1455	43.9	163.8	2178	8116	1
100	1136	333	58.6	9.7	448	2630	68.1	171.4	2396	20465	2
101	2658	327	39.0	12.2	365	5430	49.9	136.9	1862	9325	1
102	228	317	31.1	10.2	667	3179	52.8	158.5	2264	19410	1
103	1758	310	56.8	11.5	565	2081	65.3	131.2	1939	17379	4
104	1198	313	55.1	8.0	1171	3877	71.2	172.3	2038	18676	2
105	1412	311	39.2	11.3	436	1837	49.4	154.2	2098	25714	4
106	2071	306	19.9	11.3	470	2531	58.9	133.1	1782	11161	1
107	862	302	26.3	13.4	423	1929	43.3	145.5	2010	7699	1
108	1526	303	71.7	7.7	413	1636	47.1	125.8	1692	20038	3
109	1758	297	33.2	11.6	296	2652	45.3	114.4	1641	12467	3
110	1651	296	64.6	8.9	774	5431	56.1	136.9	1724	14468	3
111	1493	294	64.8	8.9	863	3289	53.7	154.7	1787	15871	3
112	1610	294	59.8	9.5	471	4633	62.9	116.1	1851	18651	4
113	2710	288	63.7	6.2	357	1277	72.8	110.9	1639	18173	4
114	1975	291	46.5	12.6	405	2898	51.5	133.8	1833	12787	2
115	1920	291	49.6	7.8	283	1306	53.2	126.9	1553	12315	3
116	1404	289	38.5	10.0	299	1766	56.2	136.6	1776	11715	2
117	2737	287	45.0	10.5	602	1462	71.3	131.4	1980	18208	4
118	1700	287	18.8	8.0	739	3381	45.9	120.4	1616	14534	3
119	909	277	41.2	11.5	307	1309	54.2	131.9	1762	13722	2
120	1858	277	24.3	13.7	354	1562	46.3	116.9	1507	19133	3
121	3324	275	49.7	8.4	373	929	62.5	120.5	1918	14776	4
122	1697	274	23.8	7.2	338	1610	51.0	105.9	1354	19317	3
123	813	272	46.0	9.8	293	1693	58.4	119.9	1688	10402	1
124	7397	267	47.3	12.1	355	2042	56.2	113.7	1654	12273	2
125	1165	268	43.7	9.4	450	2070	57.5	129.4	1719	16226	2
126	802	268	52.6	9.8	392	1425	52.2	129.6	1816	12320	2
127	1770	268	14.8	12.2	285	2804	44.1	106.7	1537	4205	1
128	495	264	50.7	7.8	220	1177	52.6	119.5	1661	8398	2
129	1255	261	26.0	10.7	458	1646	51.6	113.0	1725	10208	3
130	1148	589	45.3	11.1	891	5790	54.0	277.0	3510	29237	1
131	1509	643	37.6	12.0	1087	4900	51.4	319.6	3982	29058	1
132	2013	254	61.7	9.7	273	1484	50.9	106.7	1412	14446	3
133	711	250	42.4	6.1	1411	3659	67.5	131.0	1790	16228	2
134	471	251	46.3	8.6	219	1128	47.8	105.3	1458	13474	2
135	4552	249	54.4	9.1	329	719	61.9	118.0	1386	15596	4
136	1400	242	50.8	8.0	290	1271	45.7	104.4	1351	10391	3
137	1511	236	38.7	10.7	348	1093	50.4	127.2	1452	16676	3
138	1543	234	39.6	8.1	159	481	30.3	80.6	769	8436	3
139	1011	233	37.8	10.5	264	964	70.7	93.2	1337	14018	3
140	813	232	13.4	10.9	371	4355	58.0	97.0	1589	8428	1
141	654	231	28.8	3.9	140	1296	55.1	66.9	1148	15884	3

تعريف مصادر الـ SMSA

1 NEW YORK, NY	48 NASHVILLE, TN	95 NEWPORT NEWS, VA
2 LOS ANGELES, CA	49 HONOLULU, HI	96 PEORIA, IL
3 CHICAGO, IL	50 JACKSONVILLE, FL	97 SHREVEPORT, LA
4 PHILADELPHIA, PA	51 AKRON, OH	98 YORK, PA
5 DETROIT, MI	52 SYRACUSE, NY	99 LANCASTER, PA
6 SAN FRANCISCO, CA	53 GARY, IN	100 DES MOINES, IA
7 WASHINGTON, DC	54 NORTHEAST, PA	101 UTICA, NY
8 NASSAU, NY	55 ALLENTOWN, PA	102 TRENTON, NJ
9 DALLAS, TX	56 TULSA, OK	103 SPOKANE, WA
10 HOUSTON, TX	57 CHARLOTTE, NC	104 MADISON, WI
11 ST. LOUIS, MO	58 ORLANDO, FL	105 STOCKTON, CA
12 PITTSBURG, PA	59 NEW BRUNSWICK, NJ	106 BINGHAMTON, NY
13 BALTIMORE, MD	60 OMAHA, NE	107 READING, PA
14 MINNEAPOLIS, MN	61 GRAND RAPIDS, MI	108 CORPUS CHRISTI, TX
15 NEWARK, NJ	62 JERSEY CITY, NJ	109 HUNTINGTON, WV
16 CLEVELAND, OH	63 YOUNGSTOWN, OH	110 JACKSON, MS
17 ATLANTA, GA	64 GREENVILLE, SC	111 LEXINGTON, KY
18 ANAHEIM, CA	65 FLINT, MI	112 VALLEJO, CA
19 SAN DIEGO, CA	66 WILMINGTON, DE	113 COLORADO SPRINGS, CO
20 DENVER, CO	67 LONG BRANCH, NJ	114 EVANSVILLE, IN
21 MIAMI, FL	68 RALEIGH, NC	115 HUNTSVILLE, AL
22 SEATTLE, WA	69 W. PALM BEACH, FL	116 APPLETON, WI
23 MILWAUKEE, WI	70 AUSTIN, TX	117 SANTA BARBARA, CA
24 TAMPA, FL	71 FRESNO, CA	118 AUGUSTA, GA
25 CINCINNATI, OH	72 OXNARD, CA	119 SOUTH BEND, IN
26 BUFFALO, NY	73 PATERSON, NJ	120 LAKELAND, FL
27 RIVERSIDE, CA	74 TUCSON, AZ	121 SALINAS, CA
28 KANSAS CITY, MO	75 LANSING, MI	122 PENSACOLA, FL
29 PHOENIX, AZ	76 KNOXVILLE, TN	123 ERIE, PA
30 SAN JOSE, CA	77 BATON ROUGE, LA	124 DULUTH, MN
31 INDIANAPOLIS, IN	78 EL PASO, TX	125 KALAMAZOO, MI
32 NEW ORLEANS, LA	79 HARRISBURG, PA	126 ROCKFORD, IL
33 PORTLAND, OR	80 TACOMA, WA	127 JOHNSTOWN, PA
34 COLUMBUS, OH	81 MOBILE, AL	128 LORAIN, OH
35 SAN ANTONIO, TX	82 JOHNSON CITY, TN	129 CHARLESTON, WV
36 ROCHESTER, NY	83 ALBUQUERQUE, NM	130 SPRINGFIELD, MA
37 SACRAMENTO, CA	84 CANTON, OH	131 WORCESTER, MA
38 LOUISVILLE, KY	85 CHATANOOGA, TN	132 MONTGOMERY, AL
39 MEMPHIS, TN	86 WICHITA, KS	133 ANN ARBOR, MI
40 FT. LAUDERDALE, FL	87 CHARLESTON, SC	134 HAMILTON, OH
41 DAYTON, OH	88 COLUMBIA, SC	135 EUGENE, OR
42 SALT LAKE CITY, UT	89 DAVENPORT, IA	136 MACON, GA
43 BIRMINGHAM, AL	90 FORT WAYNE, IN	137 MODESTO, CA
44 ALBANY, NY	91 LITTLE ROCK, AR	138 MCALLEN, TX
45 TOLEDO, OH	92 BAKERSFIELD, CA	139 MELBOURNE, FL
46 GREENSBORO, NC	93 BEAUMONT, TX	140 Poughkeepsie, NY
47 OKLAHOMA CITY, OK	94 LAS VEGAS, NV	141 FAYETTEVILLE, NC

مجموعات بيانات (ب - ٣) تجربة تأثيرات المخدرات

تقدم هذه المجموعة من البيانات نتائج مأخوذة من تجربة درست فيها آثار المخدر على سلوك الفئران. السلوك المدروس هو معدل ضغط فأر محروم من الماء لذراع رافعة كي يحصل على الماء. وقد نُفذت التجربة في جزئين. ويحدد المتغير ٢ جزئي الدراسة (1,2).

في الجزء I من الدراسة استخدم ١٢ من الفئران البيضاء الذكور من السلالة نفسها ولها تقريبا الوزن نفسه. ويحدد المتغير ٣ كل فأر (1,2,...,12)، وقبل التجربة دُرّب كل فأر على ضغط ذراع رافعة للحصول على الماء حتى بلوغ معدل مستقر للضغط. ودُرّس في هذه التجربة عاملان - المعدل الابتدائي لضغط الذراع (عامل A) واستخدام المخدر (عامل B). وقد صُنّفت الفئران الـ ١٢ إلى إحدى ثلاث مجموعات وفقا للمعدل الابتدائي لضغط الذراع (1, 2, 3). المستوى الأول هو معدل بطيء المستوى، الثاني معدل معتدل، والمستوى الثالث معدل سريع، وقد عُرفت المستويات بحيث يصنف ثلث الفئران إلى كل من المستويات الثلاثة.

ودُرّست أربعة مستويات لجرعة المخدر، بما في ذلك المستوى 0 المؤلف من محلول ملحي. ويحدد المتغير ٥ جرعة المخدر (1,2,...,4). وكل مستويات الجرعة محددة بدلالة المليليغرام من المخدر لكل كيلو غرام من وزن الفأر.

وبعد ساعة من حقن المخدر بدأ دورة تجريبية يتلقى الفأر خلالها الماء في كل مرة بعد الضغط الثاني للذراع. وسنرمز لهذا البرنامج التنفيذي بالرمز 2 - FR. وقد تلقى كل فأر المستويات الأربعة من الجرعات بترتيب عشوائي. وقد أعطيت كل جرعة مخدر مرتين لكل فأر مما أتاح وحدتي مشاهدة لكل معالجة. ويحدد المتغير ٦ وحدة المشاهدة (1,2).

وقد عُرف متغير الاستجابة بأنه عدد المرات، الكلي لضغط الذراع مقسوما على الزمن المتصرم بالثواني خلال دورة تجريبية لمعالجة معينة. والمتغير ٧ هو متغير الاستجابة.

وفي الجزء الثاني من الدراسة استخدم ١٢ فأرا ذكرا أبيض آخر من السلالة نفسها والوزن نفسه تقريبا المستخدم في الجزء I. ويحدد المتغير 2 هذا الجزء من الدراسة والمتغير ٣ يحدد الفئران الـ ١٢ الإضافية (13,24,...). والتصميم التجريبي للجزء II من

الدراسة كان متطابقا بالضبط مع الجزء I، باستثناء أن كل فأر يتلقى الماء في كل مرة بعد الضغط الخامس للذراع. وسنرمز لهذا البرنامج التنفيذي بالرمز 5 - FR. ويحدد المتغير ٢ البرنامج التنفيذي باعتبار أن الجزء I من الدراسة استخدم البرنامج 2 - FR بينما استخدم جزؤها الثاني البرنامج 5 - FR. وهكذا يشكل البرنامج التنفيذي عاملا آخر (العامل C) تمت دراسته في التجربة المركبة بجزئها. ونلخص فيما يلي المتغيرات لهذا التصميم التجريبي:

رقم المتغير	اسم المتغير	وصف المتغير
١	رقم تسلسلي	1 - 192
٢	جزء الدراسة (العامل C : برنامج تنفيذي)	الجزء الأول 2 - FR : 1 الجزء الثاني 2 - FR : 2
٣	هوية الفأر	1 - 24
٤	المعدل الابتدائي لضغط الذراع (عامل A)	بطيء: 1 معتدل: 2 سريع: 3
٥	مستوى الجرعة (مغ/كغ) (عامل B)	محلول ملحي 0 : 1 2 : 0.5 3 : 1.0 4 : 1.8
٦	وحدة مشاهدة	1, 2
٧	متغير الاستجابة - معدل ضغط الذراع (عدد المرات الكلي لضغط الذراع مقسوما على الزمن المنصرم بالتواني)	

المصدر: T.G. Heffner, R.B. Drawbaugh, and M.J. Zigmond, "Amphetamine and Operant Behavior in Rats: Relationship between Drug Effect and Control Response Rate," *Journal of Comparative and Physiological Psychology* 86 (1974), pp. 1031-43.

1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7
1	1	1	1	1	1	.81	49	1	1	1	1	2	.84
2	1	1	1	2	1	.80	50	1	1	1	2	2	.85
3	1	1	1	3	1	.82	51	1	1	1	3	2	.88
4	1	1	1	4	1	.50	52	1	1	1	4	2	.58
5	1	2	1	1	1	.77	53	1	2	1	1	2	.72
6	1	2	1	2	1	.78	54	1	2	1	2	2	.73
7	1	2	1	3	1	.79	55	1	2	1	3	2	.74
8	1	2	1	4	1	.51	56	1	2	1	4	2	.42
9	1	3	1	1	1	.80	57	1	3	1	1	2	.73
10	1	3	1	2	1	.82	58	1	3	1	2	2	.76
11	1	3	1	3	1	.83	59	1	3	1	3	2	.75
12	1	3	1	4	1	.52	60	1	3	1	4	2	.48
13	1	4	1	1	1	.95	61	1	4	1	1	2	.89
14	1	4	1	2	1	.95	62	1	4	1	2	2	.90
15	1	4	1	3	1	.91	63	1	4	1	3	2	.97
16	1	4	1	4	1	.60	64	1	4	1	4	2	.67
17	1	5	2	1	1	1.03	65	1	5	2	1	2	1.11
18	1	5	2	2	1	1.13	66	1	5	2	2	2	1.02
19	1	5	2	3	1	1.04	67	1	5	2	3	2	1.12
20	1	5	2	4	1	.82	68	1	5	2	4	2	.75
21	1	6	2	1	1	.96	69	1	6	2	1	2	1.01
22	1	6	2	2	1	.93	70	1	6	2	2	2	1.05
23	1	6	2	3	1	1.02	71	1	6	2	3	2	.95
24	1	6	2	4	1	.63	72	1	6	2	4	2	.72
25	1	7	2	1	1	.98	73	1	7	2	1	2	1.05
26	1	7	2	2	1	1.00	74	1	7	2	2	2	1.07
27	1	7	2	3	1	.98	75	1	7	2	3	2	1.05
28	1	7	2	4	1	.74	76	1	7	2	4	2	.79
29	1	8	2	1	1	1.17	77	1	8	2	1	2	1.12
30	1	8	2	2	1	1.20	78	1	8	2	2	2	1.13
31	1	8	2	3	1	1.18	79	1	8	2	3	2	1.11
32	1	8	2	4	1	.91	80	1	8	2	4	2	.83
33	1	9	3	1	1	1.20	81	1	9	3	1	2	1.28
34	1	9	3	2	1	1.24	82	1	9	3	2	2	1.17
35	1	9	3	3	1	1.27	83	1	9	3	3	2	1.21
36	1	9	3	4	1	.96	84	1	9	3	4	2	.91
37	1	10	3	1	1	1.25	85	1	10	3	1	2	1.21
38	1	10	3	2	1	1.23	86	1	10	3	2	2	1.31
39	1	10	3	3	1	1.30	87	1	10	3	3	2	1.22
40	1	10	3	4	1	1.01	88	1	10	3	4	2	.93
41	1	11	3	1	1	1.23	89	1	11	3	1	2	1.16
42	1	11	3	2	1	1.20	90	1	11	3	2	2	1.15
43	1	11	3	3	1	1.18	91	1	11	3	3	2	1.23
44	1	11	3	4	1	.95	92	1	11	3	4	2	1.02
45	1	12	3	1	1	1.31	93	1	12	3	1	2	1.40
46	1	12	3	2	1	1.42	94	1	12	3	2	2	1.33
47	1	12	3	3	1	1.41	95	1	12	3	3	2	1.35
48	1	12	3	4	1	1.08	96	1	12	3	4	2	1.20

1	2	3	4	5	6	7	1	2	3	4	5	6	7

97	2	13	1	1	1	2.18	145	2	13	1	1	2	2.26
98	2	13	1	2	1	2.44	146	2	13	1	2	2	2.40
99	2	13	1	3	1	1.92	147	2	13	1	3	2	1.99
100	2	13	1	4	1	.92	148	2	13	1	4	2	.99
101	2	14	1	1	1	2.02	149	2	14	1	1	2	1.96
102	2	14	1	2	1	2.20	150	2	14	1	2	2	2.18
103	2	14	1	3	1	1.75	151	2	14	1	3	2	1.81
104	2	14	1	4	1	.82	152	2	14	1	4	2	.78
105	2	15	1	1	1	2.06	153	2	15	1	1	2	2.10
106	2	15	1	2	1	2.28	154	2	15	1	2	2	2.24
107	2	15	1	3	1	1.86	155	2	15	1	3	2	1.92
108	2	15	1	4	1	.80	156	2	15	1	4	2	.88
109	2	16	1	1	1	2.28	157	2	16	1	1	2	2.35
110	2	16	1	2	1	2.46	158	2	16	1	2	2	2.49
111	2	16	1	3	1	1.90	159	2	16	1	3	2	1.95
112	2	16	1	4	1	.90	160	2	16	1	4	2	.96
113	2	17	2	1	1	2.62	161	2	17	2	1	2	2.68
114	2	17	2	2	1	2.58	162	2	17	2	2	2	2.64
115	2	17	2	3	1	2.21	163	2	17	2	3	2	2.17
116	2	17	2	4	1	1.03	164	2	17	2	4	2	.96
117	2	18	2	1	1	2.60	165	2	18	2	1	2	2.66
118	2	18	2	2	1	2.60	166	2	18	2	2	2	2.62
119	2	18	2	3	1	2.34	167	2	18	2	3	2	2.28
120	2	18	2	4	1	1.14	168	2	18	2	4	2	1.23
121	2	19	2	1	1	2.39	169	2	19	2	1	2	2.43
122	2	19	2	2	1	2.41	170	2	19	2	2	2	2.48
123	2	19	2	3	1	2.09	171	2	19	2	3	2	2.16
124	2	19	2	4	1	.90	172	2	19	2	4	2	.84
125	2	20	2	1	1	2.70	173	2	20	2	1	2	2.66
126	2	20	2	2	1	2.64	174	2	20	2	2	2	2.70
127	2	20	2	3	1	2.23	175	2	20	2	3	2	2.27
128	2	20	2	4	1	1.02	176	2	20	2	4	2	.98
129	2	21	3	1	1	2.98	177	2	21	3	1	2	2.94
130	2	21	3	2	1	2.64	178	2	21	3	2	2	2.70
131	2	21	3	3	1	2.34	179	2	21	3	3	2	2.44
132	2	21	3	4	1	1.28	180	2	21	3	4	2	1.33
133	2	22	3	1	1	3.10	181	2	22	3	1	2	3.20
134	2	22	3	2	1	2.85	182	2	22	3	2	2	2.91
135	2	22	3	3	1	2.40	183	2	22	3	3	2	2.45
136	2	22	3	4	1	1.35	184	2	22	3	4	2	1.39
137	2	23	3	1	1	2.80	185	2	23	3	1	2	2.84
138	2	23	3	2	1	2.48	186	2	23	3	2	2	2.53
139	2	23	3	3	1	2.16	187	2	23	3	3	2	2.23
140	2	23	3	4	1	1.01	188	2	23	3	4	2	1.07
141	2	24	3	1	1	3.21	189	2	24	3	1	2	3.31
142	2	24	3	2	1	2.92	190	2	24	3	2	2	2.98
143	2	24	3	3	1	2.56	191	2	24	3	3	2	2.47
144	2	24	3	4	1	1.40	192	2	24	3	4	2	1.51

مختارات من المراجع

المراجع المختارة مصنفة في خمسة أصناف :

- ١ - كتب المخدار عامة.
- ٢ - تشخيصات وبناء نماذج.
- ٣ - حسابات إحصائية.
- ٤ - كتب عامة في التصميم التجريبي وتحليل التباين.
- ٥ - مواضيع متفرقة.

١ - كتب المخدار عامة

- Ilen, D. M., and F. B. Cady. *Analyzing Experimental Data by Regression*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1982.
- owerman, B. L.; R. T. O'Connell; and D. A. Dickey. *Linear Statistical Models: An Applied Approach*. Boston: Duxbury Press, 1986.
- rook, R. J., and G. C. Arnold. *Applied Regression Analysis and Experimental Design*. New York: Marcel Dekker, 1985.
- hatterjee, S., and B. Price. *Regression Analysis by Example*. New York: John Wiley & Sons, 1977.
- ohen, J., and P. Cohen. *Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences*. 2nd ed. Hillsdale, N.J.: Lawrence Erlbaum Associates, 1983.
- aniel, C., and F. S. Wood. *Fitting Equations to Data*. 2nd ed. New York: Wiley-Interscience, 1980.
- raper, N.R., and H. Smith. *Applied Regression Analysis*. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1981.
- unn, O. J., and V. A. Clark. *Applied Statistics: Analysis of Variance and Regression*. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- dwards, A. L. *An Introduction to Linear Regression and Correlation*. 2nd ed. New York: W. H. Freeman & Co., 1984.
- Edwards, A. L. *Multiple Regression and the Analysis of Variance and Covariance*. 2nd ed. New York: W. H. Freeman & Co., 1985.

- Gunst, R. F., and R. L. Mason. *Regression Analysis and Its Application*. New York: Marcel Dekker, 1980.
- Kleinbaum, D. G.; L. L. Kupper; and K. E. Muller. *Applied Regression Analysis and Other Multivariate Methods*. 2nd ed. Boston: PWS-Kent Publishing Co., 1988.
- Mendenhall, W., and T. Sincich. *A Second Course in Business Statistics: Regression Analysis*. 2nd ed. San Francisco: Dellen Publishing Co., 1986.
- Montgomery, D. C., and E. A. Peck. *Introduction to Linear Regression Analysis*. New York: John Wiley & Sons, 1982.
- Mosteller, F., and J. W. Tukey. *Data Analysis and Regression*. Reading, Pa.: Addison-Wesley Publishing, 1977.
- Myers, R. H. *Classical and Modern Regression with Applications*. Boston: Duxbury Press, 1986.
- Pedhazur, E. J. *Multiple Regression in Behavioral Research*. 2nd ed. New York: Holt, Rinehart & Winston, 1982.
- Seber, G. A. F. *Linear Regression Analysis*. New York: John Wiley & Sons, 1977.
- Weisberg, S. *Applied Linear Regression*. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1985.
- Younger, M. S. *A First Course in Linear Regression*. 2nd ed. Boston: Duxbury Press, 1985.

٢ - تشخيصات وبناء نماذج

- Allen, D. M. "Mean Square Error of Prediction as a Criterion for Selecting Variables." *Technometrics* 13 (1971), pp. 469-75.
- Anscombe, F. J., and J. W. Tukey. "The Examination and Analysis of Residuals." *Technometrics* 5 (1963), pp. 141-60.
- Atkinson, A. C. *Plots, Transformations and Regression*. Oxford: Clarendon Press, 1985.
- Barnett, V., and T. Lewis. *Outliers in Statistical Data*. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1984.
- Belsley, D. A.; E. Kuh; and R. E. Welsch. *Regression Diagnostics: Identifying Influential Data and Sources of Collinearity*. New York: John Wiley & Sons, 1980.
- Box, G. E. P., and D. R. Cox. "An Analysis of Transformations." *Journal of the Royal Statistical Society B* 26 (1964), pp. 211-43.
- Box, G. E. P., and N. R. Draper. *Empirical Model-Building and Response Surfaces*. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- Box, G. E. P., and P. W. Tidwell. "Transformations of the Independent Variables." *Technometrics* 4 (1962), pp. 531-50.
- Chatterjee, S., and A. S. Hadi. *Sensitivity Analysis in Linear Regression*. New York: John Wiley & Sons, 1988.
- Cook, R. D., and S. Weisberg. *Residuals and Influence in Regression*. London: Chapman and Hall, 1982.
- Durbin, J., and G. S. Watson. "Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression. II." *Biometrika* 38 (1951), pp. 159-78.
- Flack, V. F., and P. C. Chang. "Frequency of Selecting Noise Variables in Subset-Regression Analysis: A Simulation Study." *The American Statistician* 41 (1987), pp. 84-86.
- Freedman, D. A. "A Note on Screening Regression Equations." *The American Statistician* 37 (1983), pp. 152-55.

- Glaser, R. E. "Bartlett's Test of Homogeneity of Variances." In *Encyclopedia of Statistical Sciences*, vol. 1, ed. S. Kotz and N. L. Johnson. New York: John Wiley & Sons, 1982, pp. 189-91.
- Hoaglin, D. C., and R. Welsch. "The Hat Matrix in Regression and ANOVA." *The American Statistician* 32 (1978), pp. 17-22.
- Hocking, R. R. "The Analysis and Selection of Variables in Linear Regression." *Biometrics* 32 (1976), pp. 1-49.
- Hoerl, A. E., and R. W. Kennard. "Ridge Regression: Applications to Nonorthogonal Problems." *Technometrics* 12 (1970), pp. 69-82.
- Mallows, C. L. "Some Comments on C_p ." *Technometrics* 15 (1973), pp. 661-75.
- Mansfield, E. R., and M. D. Conerly. "Diagnostic Value of Residual and Partial Residual Plots." *The American Statistician* 41 (1987), pp. 107-16.
- Mantel, N. "Why Stepdown Procedures in Variable Selection." *Technometrics* 12 (1970), pp. 621-25.
- Pope, P. T., and J. T. Webster. "The Use of an F -Statistic in Stepwise Regression Procedures." *Technometrics* 14 (1972), pp. 327-40.
- Rousseeuw, P. J., and A. M. Leroy. *Robust Regression and Outlier Detection*. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- Snee, R. D. "Validation of Regression Models: Methods and Examples." *Technometrics* 19 (1977), pp. 415-28.
- Stone, M. "Cross-Validatory Choice and Assessment of Statistical Prediction." *Journal of the Royal Statistical Society B* 36 (1974), pp. 111-47.
- Theil, H., and A. L. Nagar. "Testing the Independence of Regression Disturbances." *Journal of the American Statistical Association* 56 (1961), pp. 793-806.

٣ - حسابات إحصائية

- Dixon, W. J., chief editor. *BMDP Statistical Software Manual*, vols. 1 and 2. Berkeley, Calif.: University of California Press, 1988.
- IMSL, Inc. *STATILIBRARY User's Manual, Version 1.1*. Houston: IMSL, 1989.
- Kennedy, W. J., Jr., and J. E. Gentle. *Statistical Computing*. New York: Marcel Dekker, 1980.
- MINITAB Reference Manual, Release 7. State College, Pa.: Minitab, Inc., 1989.
- NAG, *The Generalized Linear Interactive Modelling (GLIM) System, Release 3.77*. Downers Grove, Ill.: Numerical Algorithms Group, Inc., 1986.
- SAS User's Guide: Statistics. Version 6 ed. Cary, N.C.: SAS Institute, 1987.
- SPSS^x User's Guide. 2nd ed.: Chicago: SPSS, 1986.

٤ - كتب عامة في التصميم التجريبي وتحليل التباين

- Anderson, V. L., and R. A. McLean. *Design of Experiments*. New York: Marcel Dekker, Inc., 1974.
- Box, G. E. P.; W. G. Hunter; and J. S. Hunter. *Statistics for Experimenters*. New York: John Wiley & Sons, 1978.

- Cochran, W. G., and G. M. Cox. *Experimental Designs*. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1957.
- Cox, D. R. *Planning of Experiments*. New York: John Wiley & Sons, 1958.
- Fisher, R. A. *The Design of Experiments*. 8th ed. New York: Hafner Publishing Co., 1966.
- Gill, J. L. *Design and Analysis of Experiments*, vols. I and II. Ames, Iowa: Iowa State University Press, 1978.
- Graybill, F. A. *Theory and Application of the Linear Model*. Boston: Duxbury Press, 1976.
- Hicks, C. R. *Fundamental Concepts in the Design of Experiments*. 3rd ed. New York: Holt, Rinehart and Winston, 1982.
- Hocking, R. R. *The Analysis of Linear Models*. Monterey, Calif.: Brooks/Cole Publishing Co., 1985.
- John, P. W. M. *Statistical Design and Analysis of Experiments*. New York: Macmillan Co., 1971.
- Johnson, N. L., and F. C. Leone. *Statistics and Experimental Design in Engineering and the Physical Sciences*, vols. I and II. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1966.
- Kemphorne, O. *The Design and Analysis of Experiments*. New York: John Wiley & Sons, 1952.
- Keppel, G. *Design and Analysis: A Researcher's Handbook*. 2nd ed. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1982.
- Kirk, R. E. *Experimental Design: Procedures for the Behavioral Sciences*. 2nd ed. Monterey, Calif.: Brooks/Cole Publishing Co., 1982.
- Mendenhall, W. *Introduction to Linear Models and the Design and Analysis of Experiments*. Boston: Duxbury Press, 1968.
- Montgomery, D. C. *Design and Analysis of Experiments*. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 1983.
- Myers, J. L. *Fundamentals of Experimental Design*. 3rd ed. Boston: Allyn and Bacon, Inc., 1979.
- Peterson, R. G. *Design and Analysis of Experiments*. New York: Marcel Dekker, Inc., 1985.
- Scheffé, H. *The Analysis of Variance*. New York: John Wiley & Sons, 1959.
- Searle, S. R. *Linear Models for Unbalanced Data*. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- Seber, G. A. F. *The Linear Hypothesis*. 2nd ed. London: Charles Griffin, 1980.
- Steel, R. G. D., and J. H. Torrie. *Principles and Procedures of Statistics*. 2nd ed. New York: McGraw-Hill Book Co., 1980.
- Winer, B. J. *Statistical Principles in Experimental Design*. 2nd ed. New York: McGraw-Hill Book Co., 1971.

٥ - مواضيع متفرقة

- Berkson, J. "Are There Two Regressions?" *Journal of the American Statistical Association* 45 (1950), pp. 164-80.
- Bishop, Y. M. M.; S. E. Fienberg; and P. W. Holland. *Discrete Multivariate Analysis: Theory and Practice*. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1975.
- Box, G. E. P. "Use and Abuse of Regression." *Technometrics* 8 (1966), pp. 625-29.

- Box, G. E. P., and G. M. Jenkins. *Times Series Analysis: Forecasting and Control*. Rev. ed. San Francisco: Holden-Day, 1976.
- Cox, D. R. "Notes on Some Aspects of Regression Analysis." *Journal of the Royal Statistical Society A* 131 (1968), pp. 265-79.
- Federer, W. T., and M. Zelen. "Analysis of Multifactor Classifications with Unequal Numbers of Observations." *Biometrics* 22 (1966), pp. 525-52.
- Fuller, W. A. *Measurement Error Models*. New York: John Wiley & Sons, 1987.
- Gibbons, J. D. *Nonparametric Methods for Quantitative Analysis*. 2nd ed. Columbus, Ohio: American Sciences Press, 1985.
- Graybill, F. A. *Matrices with Applications in Statistics*. 2nd ed. Belmont, Calif.: Wadsworth, 1983.
- Greenhouse, S. W., and S. Geisser. "On Methods in the Analysis of Profile Data." *Psychometrika* 24 (1959), pp. 95-112.
- Hocking, R. R. "A Discussion of the Two-Way Mixed Model." *The American Statistician* 27 (1973), pp. 148-52.
- Hogg, R. V. "Statistical Robustness: One View of Its Use in Applications Today." *The American Statistician* 33 (1979), pp. 108-15.
- Huynh, H., and L. Feldt. "Estimation of the Box Correction for Degrees of Freedom from Sample Data in the Randomized Block and Split-plot Designs." *Journal of Educational Statistics* 1 (1976), pp. 69-82.
- Johnson, D. E., and F. A. Graybill. "Estimation of σ^2 in a Two-Way Classification Model with Interaction." *Journal of the American Statistical Association* 67 (1972), pp. 388-94.
- Johnson, R. A., and D. W. Wichern. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 2nd ed. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1988.
- Koch, G. G.; J. D. Elashoff; and I. A. Amara. "Repeated Measurements—Design and Analysis." In *Encyclopedia of Statistical Sciences*, vol. 8, ed. S. Kotz and N. L. Johnson. New York: John Wiley & Sons, 1988, pp. 46-73.
- Miller, R. G., Jr. *Simultaneous Statistical Inference*. 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 1981.
- Owen, D. B. *Handbook of Statistical Tables*. Reading, Mass.: Addison-Wesley Publishing, 1962.
- Pindyck, R. S., and D. L. Rubinfeld. *Econometric Models and Economic Forecasts*. 2nd ed. New York: McGraw-Hill, 1981.
- Satterthwaite, F. E. "An Approximate Distribution of Estimates of Variance Components." *Biometrics Bulletin* 2 (1946), pp. 110-14.
- Searle, S. R. *Matrix Algebra Useful for Statistics*. New York: John Wiley & Sons, 1982.
- Snedecor, G. W., and W. G. Cochran. *Statistical Methods*. 7th ed. Ames, Iowa: Iowa State University Press, 1980.

ثبت المصطلحات

• عربي - إنجليزي

• إنجليزي - عربي

أولاً: عربي - إنجليزي

١

idge trace	أثر الحافة
nditional probability	احتمال شرطي
tial f-test	اختبار إف جزئي
oodness of fit test	جودة التوفيق
neral linear test	خطي عام
ck of fit test	نقص التوفيق
relation	ارتباط
tial correlation	تسلسلي
tial correlation	جزئي
tocorrelation	ذاتي
ltiple correlation	متعدد
sponse	استجابة
ear independence	استقلال خطي
gression	انحدار
ewise linear regression	خطي قطعة منقطعة
ression through origin	عبر نقطة الأصل
ltiple regression	متعدد
st absolute deviation	الانحرافات المطلقة الدنيا
al deviation	انحراف كلي

Data	بيانات (معطيات)
Experimental data	تجريبية
Observational data	مشاهدة
Additive effects	تأثيرات تجميعية
Variance	تباين
Double cross - validation	تحقق متبادل من صحة نموذج مؤسس على أحد جزئي البيانات باستخدام الجزء الآخر
Validation of regression model	من صحة نموذج الانحدار
Analysis of variance	تحليل التباين
Analysis of covariance	تغاير
Residual analysis	الراسب
Correlation transformation	تحويل ارتباط
Box - Cox transformation	بوكس - كوكس
Power transformation	القوة
Variables transformation	المتغيرات
Coding	ترميز
Completely randomized design	تصميم تام العشوائية
Covariance	تغاير
Interaction	تفاعل
Joint estimate	تقدير مشترك
Biased estimate	منحاز

Data splitting	تقسيم البيانات
Replication	تكرار
Ferecasting	تنبؤ
Prediction of new observation	بمشاهدة جديدة
F - distribution	توزيع إف
T - distribution	T
Fitting data	توفيق بيانات
Expectation	توقع
ANOVA table	جدول تحاين
All possible regressibns	جميع الانحدارات الممكنة
Complementary event	حادثة متممة
Case	حالة (مشاهدة)
Influential observation	نافذة
Disturbance term	حد شغب
Backward elemiation	حذف إلى الوراء
Statistical package	حزمة إحصائية
Homoseedastisity	خاصية التجانس
Heteroseedastisity	عدم التجانس (التفاوت)
Error	خطأ
Pure error	بحت
Observation error	قياس

Multicollinearity	خطية متعددة
"Best" subset algorithm	خوارزمية المجموعات الجزئية "الأفضل"
٥	
Joint probability function	دالة احتمال مشتركة
Marginal probability function	هامشية
Quadratic response function	استجابة تربيعية
Likelihood function	إمكانية
Regression function	انحدار
Degree of freedom	درجة حرية
٦	
Residual	راسب
Deleted residual	محذوف
Studentized deleted residual	معيار تقدير
Standardized residual	معياري
Studentized residual	معيار تقدير
Externally studentized residual	بصورة خارجية
Internally studentized residual	داخلية
Rank of a matrix	رتبة مصفوفة
Normal probability plot	رسم احتمال طبيعي
Scatter plot	انتشار
Partial regression plot	انحدار جزئي
Stem and leaf plot	جذع وورقة
Residual plot	راسب
Partial residual plot	جزئي

ثبت المصطلحات

re plot	زميني
: plot	صندوق
ts	رسوم (رسومات)
	س
ponse surface	سطح استجابة
	ص
adratic form	صيغة تربيعية
	ط
mpototic normality	طبيعية مقارنة
ward selection procedure	طريقة اختيار إلى الأمام
wise regression selection procedure	الانحدار خطوة بخطوة
imum absolute deviation method	الانحرافات المطلقة الصغرى
ferroni joint estimation procedure	بونفرونى للتقدير المشترك
t differences procedure	الفروق الأولى
imum L1 - norm method	الناظم ال واحد الأصغرى
	ع
ily of estimates	عائلة من التقديرات
ance inflation factor	عامل تضخم التباين
ntitative factor	كمي
litative factor	وصفي (كيفي)
ar	عدد سلمي
rage	عزم
istical relation	علاقة إحصائية
ctional relation	دالية

Non - central	غ	غير مركزي
Prediction interval	ف	فترة تنبؤ
Confidence interval		ثقة
Hyper - plane		فوق المستوى
Fitted value	ق	قيمة توفيقية
Chi-square	د	مربع كاي
Orthogonal polynomials		كثيرات الحدود المتعامدة
Product operator	م	مؤثر جداء
Row vector		متجه سطر
Column vector		عمود
Instrumental variable		متغير أداة
Response variable		استجابة
Dependent variable		تابع
Prediction variable		تنبؤ
Latent prediction variable		مستتر
Binary variable		ثنائي
Dummy variable		دُمية
Standardized normal variable		طبيعي معياري
Indicator variable		مؤشر
Independent variable		مستقل

mean squares	متوسط مربعات
regression mean squares	الانحدار
residual mean squares	الراسب
scope of a model	مجال نموذج
sum of squares	مجموع مربعات
extra sum of squares	إضافي
total sum of squares	كلي
t-test	محاولة - تجربة
determinant of a matrix	محدد مصفوفة
contour diagrams	مخططات التساوي
scatter diagram	مخطط انتشار
least squares	مربعات دنيا
weighted least squares	مرجحة
generalized least squares	معمة
chi-square	مربع كاي
Euclidean distance	مسافة كوك
paired observations	مشاهدات مزدوجة
outlier observation	مشاهدة قاصية
matrix	مصفوفة
covariance matrix	القبعة
variance - covariance matrix	تباين - تغاير
regular matrix	شاذة
idempotent matrix	متساوية القوى
symmetric matrix	متناظرة
agonal matrix	نظرية
normal equations	معادلات ناظمية
treatment	معالجة

Correlation coefficient	معامل ارتباط
Regression coefficient	الانحدار
Standardized regression coefficient	معياري
Beta coefficient	بيتا
Family confidence coefficient	ثقة عائلي
Standardization	معايرة
PRESS criterion	معياري بريس
Unbiased estimator	مقدر غير منحاز
Sufficient estimator	كاف
Biased estimator	منحاز
Consistent estimator	منسق
Point estimator	نقطي
Regression curve	منحنى الانحدار
Transpose of a matrix	منقول مصفوفة
٥	
Central limit theorem	نظرية النهاية المركزية
Lack of fit	نقص التوفيق
Linear regression models	نماذج الانحدار خطي
Analysis of variance models	تحليل تباين
Covariance models	تغاير
Burgson model	نموذج برجسون
Full model	تام
Autoregressive error model	خطأ ذاتي الانحدار
Linear model	خطي
Reduced model	مختفض
٦	
Experimental unit	وحدة تجريبية

ثانياً: إنجليزي - عربي

A

Additive effects	تأثيرات تجميعية
All possible regressions	جميع الانحدارات الممكنة
Analysis of covariance	تحليل تباين
variance	تحليل تباين
variance models	نماذج تحليل تباين
ANOVA table	جدول تباين
Asymptotic normality	طبيعية مقاربة (تقريبية)
Auto correlation	ارتباط ذاتي
regressive error model	نموذج خطأ ذاتي الانحدار

B

Backward elimination	حذف إلى الوراء
Berkson model	نموذج بيركسون
"Best" subset algorithm	خوارزمية المجموعات الجزئية "الأفضل"
Beta coefficient	معامل بيتا
Biased estimation	تقدير منحاز
estimator	مقدر منحاز
Binary variable	متغير ثنائي
Bonferroni joint estimation procedure	طريقة بونفيريوني للتقدير المشترك
Box - Cox transformation	تحويل بوكس - كوكس
Box plot	رسم صندوق

C

Calibration	معايرة
Case	حالة - مشاهدة

Central limit theorem	نظرية النهاية المركزية
Chi-square	مربع كاي
Coding	ترميز
Coefficient of simple correlation	معامل ارتباط بسيط
Column vector	متجه عمود
Complementary event	حادثة متممة
Completely randomized design	تصميم تام العشوائية
Conditional probability	احتمال شرطي
Confidence interval	فترة نشطة
Consistent estimator	مقدر منسق
Contour diagrams	مخططات التساوي
Cook's distance	مسافة كوك
Correlation	ارتباط
transformation	تحويل ارتباط
Covariance	تغاير
models	نماذج تغاير
Data	بيانات - معطيات
splitting	تقسيم البيانات
Degree of freedom	درجة حرية
Deleted residual	راسب محذوف
Dependent variable	متغير تابع
Determinant of a matrix	محدد مصفوفة
Diagonal matrix	مصفوفة قطرية
Disturbance term	حدّ شغب

Double cross - validation	تحقق متبادل من صحة نموذج مؤسس على أحد جزئي البيانات باستخدام الجزء الآخر
Dummy variable	متغير دمية
Error	خطأ
Expectation	توقع
Experimental data	بيانات تجريبية
unit	وحدة تجريبية
Externally studentized residual	راسب معيّر تقديراً بصورة خارجية
Extra sum of squares	مجموع مربعات إضافي
Family confidence coefficient of estimates	معامل ثقة عائلي عائلة من التقديرات
F - distribution	توزيع إن
First differences procedure	طريقة الفروق الأولى
order regression model	نموذج انحدار عن المرتبة الأولى
Fitted value	قيمة توقيفية
Fitting data	توفيق بيانات
Forecasting	تنبؤ
Forward selection procedure	طريقة الاختيار إلى الأمام
F - test	اختبار إن
Full model	نموذج تام
Functional relation	علاقة دالية
Generalized least square	مربعات دنيا معممة

Generalized linear test	الاختبار الخطي العام
Goodness of fit test	اختبار جودة التوفيق
Hat matrix	مصفوفة القبة
Heteroscedastisity	خاصية عدم التجانس (التفاوت)
Homoscedastisity	خاصية التجانس
Hyper - plane	فوق المستوى
Idempotent	مصفوفة متساوية القوى
Independent variable	متغير مستقل
Indicator variable	متغير مؤشر
Influential case	حالة نافذة (ذات نفوذ)
Instrumental variable	متغير أداة
Interaction	تفاعل
Internally studentized residual	راسب معير تقديرا بصورة داخلية
Joint estimate	تقدير مشترك
probability function	دالة احتمال مشتركة
Lack of fit	نقص التوفيق
test	اختبار نقص التوفيق
Latent predictor variable	متغير تنبؤ مستتر
Least absolute deviations	الانحرافات المطلقة الدنيا
squares	مربعات دنيا
Leverage	عزم
Likelihood function	دالة إمكانية

Linear	خطي
Linear independence	استقلال خطي
model	نموذج خطي
regression model	نموذج انحدار خطي
M	
Marginal probability function	دالة احتمال هامشية
Matrix	مصفوفة
Mean response	متوسط استجابة
square	متوسط مربعات
Measurement error	خطأ قياس
Minimum absolute deviation method	طريقة الانحرافات المطلقة الصغرى
L1-norm method	طريقة النافذم ال واحد الأصغري
Multicollinearty	خطية متعددة
Multiple correlation	ارتباط متعدد
regression	انحدار متعدد
N	
Noncentral	غير مركزي
Normal equations	معادلات ناظمية
probability plot	رسم احتمال طبيعي
O	
Observational data	بيانات مشاهدة
Orthogonal polynomials	كثيرات الحدود المتعامدة
Outlier observation	مشاهدة قاصية
P	
Paired observations	مشاهدات مزدوجة
Partial correlation	ارتباط جزئي

Partial F - test	اختبار إف جزئي
regression plot	رسم انحدار جزئي
residual plot	رسم راسب جزئي
Piecewise linear regression	انحدار خطي قطعة فقطعة
Plots	رسوم (رسومات)
Point estimator	متعدد نقطي
Power transformation	تحويل القوة
Prediction interval	فترة تنبؤ
of new observation	تنبؤ بمشاهدة جديدة
Predictor variable	متغير تنبؤ
Press criterion	معياري بريس
Product operator	مؤثر جداء
Pure error	خطأ بحث
Q	
Quadratic form	صيغة تربيعية
response function	دالة استجابة تربيعية
Qualitative factor	عامل وصفي
Quantitative factor	عامل كمي
R	
Random matrix	مصفوفة عشوائية
Rank of a matrix	رتبة مصفوفة
Reduced model	نموذج مخفض
Regression	انحدار
coefficient	معامل انحدار
curve	منحني الانحدار
function	دالة الانحدار

mean square	متوسط مربعات لانحدار
model	نموذج انحدار
through origin	انحدار عبر نقطة الأصل (المبدأ)
Replication	تكرار
Residual	راسب
analysis	تحليل راسب
mean square	متوسط مربعات الراسب
plot	رسم راسب
Response	استجابة
surface	سطح استجابة
variable	متغير استجابة
Restricted model	نموذج مقيد (مخفوض)
Ridge regression	انحدار الحافة
trace	أثر الحافة
Row vector	متجه سطر
Scalar	عدد سلمى
Scatter diagram	مخطط انتشار
plot	رسم انتشار
Scope of a model	بجال نموذج
Serial correlation	ارتباط تسلسلي
Singular matrix	مصفوفة شاذة
Standardized regression	معامل انحدار معياري (قياسي)
residual	راسب معياري
Standard normal variable	متغير طبيعي معياري
Statistical package	حزمة إحصائية
relation	علاقة إحصائية

Stem and leaf plot	رسم جذع وورقة
Stepwise regression selection procedure	طريقة اختيار الانحدار خطوة بخطوة
Studentized deleted residual	راسب محذوف معيّر تقديرا
residual	راسب معيّر تقديرا
Sufficient estimator	مقدّر كافٍ
Sum of squares	مجموع مربعات
Symmetrix matrix	مصفوفة متناظرة
T	
T-distribution	توزيع t
Time plot	رسم زمني
Total deviation	انحراف كلي
sum of squares	مجموع مربعات كلي
Transformation of variables	تحويل المتغيرات
Transpose of a matrix	منقول مصفوفة
Treatment	معالجة
Trial	محاولة - تجربة
U	
Unbiased estimator	مقدّر غير منحاز
V	
Validation of regression model	تحقق من صحة نموذج انحدار
Variance	تباين
- covariance matrix	مصفوفة تباين - تغاير
inflation factor	عامل تضخم التباين
Vector	متجه
W	
Weighted least squares	مربعات دنيا مرجحة

مكشاف الموضوعات

أ

- أثر الحافة ٥٣٧-٥٤١
اختبار خطي عام ١٢٠-١٢٣، ٣٩١-٣٩٤
دربن- واتسون ٦٤٩-٦٥٤
ارتباط ذاتي ٦٤١-٦٤٥
انحدار حافة ٥٣٤-٥٤٢
خطوة فخطوة ٥٩٢-٥٩٩
- الانحرافات المطلقة الدنيا ٥٢٦-٢٧٠
المربعات الدنيا ١٠
لانحدار خطي بسيط ٤٤، ٦٥
متعدد ٣٠٣
مرجح ٥٤٢-٥٥٠
تقسيم البيانات ٦١١-٦١٥
تنبؤ ٩٨-١٠٤، ٢١١-٢١٣، ٢٧٦-٢٧٨

ت

- تبين
تقدير ١٨
حد الخطأ ٥٨، ٣٥-٥٩، ٦٣
تحقق من صحة نموذج بصورة
مضاعفة ٦١٢
تحويلات بوكس- كوكس ١٨٧-١٩٠
تحويل الارتباط ٣٦٨-٣٧٠
تعشية ٤٢-٤٣
تغير دالتين في متغير عشوائي ٦
تقدير
- بمشاهدات جديدة ٣١٣-٣١٤
في حالة نموذج خطأ انحدار ذاتي ٦٨
معاكس ٢٢٢-٢٢٧
توفيق نموذج ٥١، ٢٦٨، ٣٠٣-٣٠٤

خ

- خطية اكتشاف ٥٢٧-٥٣٢
تدابير علاجية ٥٣٢-٥٤٢
متعددة ٣٧٦-٣٩٠
خوارزمية أفضل مجموعة جزئية ٥٩٠

جميع الانحدارات الممكنة ٥٧٨-٥٨٩

الحذف الى الورااء ٦٠٠

الخطوة فخطوة ٥٩٢-٦٠٠

خ

عائلة تقديرات ٢٠٣-٢٠٤

عامل تضخم التباين ٥٢٩-٥٣٢

ق

قيمة توفيقية ٢٦٨،٥١،٣٠٣،٣٠٤

ك

كثيرات الحدود المتعامدة ٤٠٥-٤١١

م

متغير

تابع ٢٧

ثنائي ٣١،٤٥٣-٣٢

دمية ٣٩،٤٥٣

مؤشر ٤٥١،٤٨٦،٤٦٩،٤٧٧،٤٨٠

متوسط استجابة ٥١

خطأ ٤٣٥

مربعات ٥٨،١١٢-١١٣

مخطط انتشار ٢٧

مربعات دنيا ١٠

مرجحة ٥٤٢-٥٥١

معمة ٥٥٠

د

دالة الانحدار ٣٠

ر

راسب

الحذف المعير تقدير ٥١٧

رسم ١٤٧-١٦٣

متوسط مربعات ٥٨

محذوف ٥١٥-٥١٦

معير ١٤٧

معير تقدير ٥١٧

بصورة خارجية ٥١٨

بصورة داخلية ٥١٥

رسم

انتشار ٢٨

صندوق ١٤٤-١٤٥

نقطي ١٤٤-١٤٥

س

سطح

استجابة ٢٨٩

انحدار ٣١

ط

طريقة

الاختيار إلى الأمام ٦٠٠

معيار	مسافة كوك ٥٢٣،٥٢٢
R_a^2 ، ٥٨٤ ، ٥٨٣	مشاهدة تحري ٥١٧-٥٠٧
R_p^2 - ٥٨٢ - ٥٨٠	قاصية ١٦٥،١٥٤،١٥٣
MSE _p ٥٨٤ ، ٥٨٣	مصنوفة
DFBETAS ٥٢٢ ، ٥٢١	الارتباط ٣٧٦
DFFITs ٥٢٠ ، ٥١٩	القبة ٢٧٠،٢٦٩
C _p ٥٨٨ - ٥٨٥	معادلات ناظمية ٢٦٥،٤٩،٤٨
منحني الانحدار ٢٨،٢٧	معامل
ن	ارتباط ١٢٤
نموذج	بسيط ١٢٥،١٢٤
انحدار خطي ٢٨،٢٧	جزئي ٣٦٦-٣٦٤
عام ٣٠١،٢٨٧،٢٩٢	متعدد ٣٠٨
من المرتبة الأولى ٢٨٨،٣٥	معير ٣٧١
بركسون ٢٢٠-٢٢١	تحديد
تام ١٢١	بسيط ١٢٥،١٢٤
خطأ انحدار ذاتي مرتبة أولى ٦٤٦	جزئي ٣٦٢-٣٦٤
مخفض ٢٩٣،١٢١	

ملاحظات:

ملاحظات:

Bibliotheca Alexandrina



0453866

ردمك : ٩٩٦٠-٣٧-١٣٧-٩ (مجموعة)
(١ ج) ٩٩٦٠-٠٥-٩٤٢-١

ISBN: 9960-37-137-9 (Set)
9960-05-942-1 (Part 1)